



Contribution au développement d'un système d'acquisition et de reconnaissance des gestes du pied pour commander un système robotique interactif

PAR

Fadwa El Aswad

Mémoire présenté à l'Université du Québec à Chicoutimi en vue de l'obtention du grade de Maîtrise en ingénierie, profil recherche

Québec, Canada

RÉSUMÉ

Grace aux avancées technologiques de la robotique, il est désormais possible d'améliorer les conditions de travail pouvant être pénibles et risquées pour la santé des humains ainsi que leur sécurité. De ce fait, l'introduction d'un robot collaboratif en particulier sur les postes de travail manuel nécessitant un effort répétitif, dans un environnement multitâche, permet de réduire la charge biomécanique sur l'opérateur. Il est devenu donc possible de réassigner les tâches les plus ergonomiques aux travailleurs. Autrement dit, un partage cohérent des activités de production à l'aide d'un robot collaboratif pourrait réduire le développement des troubles musculo-squelettiques (TMS) en suppléant son co-travailleur humain dans une tâche répétitive caractérisée par une posture contraignante. D'ailleurs, une proportion importante d'arrêts de travail est due à l'incapacité physique des travailleurs affectés d'un TMS.

Le but de ce projet de maîtrise est de réduire les TMS dus à des postures contraignantes en utilisant un robot collaboratif. Pour ce faire, nous proposons un modèle d'interactivité humain-robot (une troisième main robotique autonome) pour assister l'opérateur au travail à risque pour un TMS.

Bien que l'interaction robotique ait été largement étudiée, sa mise en œuvre dans l'ordonnancement des tâches reste assez complexe en ce qui concerne la conceptualisation technologique du partage des tâches entre le robot et l'humain. Nous proposons dans ce projet d'adapter la méthode d'interaction homme-robot en utilisant les gestes du pied.

Dans cette optique, nous nous proposons d'étudier la reconnaissance de gestes du pied de l'opérateur pour des fins de télécommande des actions du robot collaboratif qui agit comme une troisième main robotique. Le système de reconnaissance de gestes proposé est un réseau de neurones convolutif (*CNN*) à apprentissage supervisé. Les classes à reconnaître sont des gestes différents du pied réalisés par l'opérateur sur une chaîne de montage.

Dans un premier temps nous avons développé un circuit électronique pour l'acquisition de données, composé principalement par des capteurs inertiels et de force, incorporés dans une semelle de chaussure dans le but d'éviter de gêner les opérateurs lors du travail et communiquant sans fil avec l'ordinateur de stockage des données.

Ensuite, nous avons proposé un algorithme sur l'environnement MatLAB pour le prétraitement des signaux acquis et l'extraction d'un ensemble de caractéristiques permettant de bien compresser l'information discriminatoire entre les différentes classes.

Pour l'extraction des caractéristiques, nous avons proposé une méthode *temporelle*, qui sélectionne huit (8) caractéristiques relatives aux mouvements du pied et à la pression du pied par rapport au sol lors de la réalisation du geste. Nous avons également proposé une autre méthode, dite *statistique*, qui regroupe les caractéristiques globales du mouvement et de la pression du pied. Dans le but de réduire le nombre de ces caractéristiques et d'en retenir que les plus pertinentes, nous avons utilisé l'analyse de variance *ANOVA* qui a permis de sélectionner trois (3) caractéristiques pertinentes.

Enfin, nous avons codé les caractéristiques retenues en images qui ont été utilisées comme entrées du *CNN* pour la classification des gestes du pied. Nous avons testé trois (3) ensembles d'images, un ensemble issu de la méthode temporelle et deux issus de la méthode statistique. Les caractéristiques de la méthode temporelle ne nous ont pas donné les meilleurs résultats de classification (60%). Nos résultats ont été améliorés en appliquant la méthode statistique avec les trois (3) caractéristiques sélectionnées. Nous avons obtenu un bon taux de reconnaissance de 74%, soit quatre (4) gestes sur les cinq (5) choisis en utilisant le premier ensemble d'images des gestes pour l'entraînement d'un *CNN* codé en C++. Les résultats de classification obtenus à la fin sont de 100% en utilisant le deuxième ensemble d'images des gestes issu de la méthode statistique. Nous avons réussi à trouver une architecture optimisée du CNN codé en python, ayant la même structure de *Faster R-CNN* de *Tensorflow*.

TABLE DES MATIERES

RÉSUMÉ	i
TABLE DES MATIERES	iii
LISTE DES TABLEAUX	vi
LISTE DES FIGURES	vii
ACRONYMES	x
REMERCIEMENTS	xi
CHAPITRE 1 :	1
Introduction	1
1.1. Contexte et problématique	2
1.2. Objectifs de la recherche	3
1.3. Méthodologie de la recherche	4
1.4. Organisation du rapport	5
CHAPITRE 2 :	6
Revue de la littérature	6
2.1. Introduction	7
2.2. Les robots collaboratifs	7
2.2.1. Les robots collaboratifs industriels	8
2.2.1.1. Les cobots	8
2.2.1.2. La troisième main robotique	9
2.2.2. Les robots collaboratifs dans la société humaine	10
2.3. Les méthodes d'interaction avec les systèmes intelligents	11
2.3.1. Utilisation des gestes humains dans la commande des systèmes intelligents	11
2.3.2. Commande des systèmes intelligents via les gestes du pied	12
2.3.3. Dictionnaire des gestes du pied	14
2.4. Les méthodes d'acquisition des gestes humains	16
2.4.1. Acquisition des données à l'aide de capteurs inertiels	16
2.4.2. Acquisition des données à l'aide des capteurs de vision et inertiels	18
2.4.3. Utilisation des vidéos dans des projets de reconnaissance des actions et de mouvement du corps	18
2.5. Les méthodes de classification des gestes humains	19
2.5.1. Les modèles de Markov cachés discrets	19
2.5.2. Dynamic Time Wrapping	21
2.5.3. Les réseaux de neurones convolutifs	22
2.6. Conclusion	23

CHAPITRE 3 :	25
Méthodologie	25
3.1. Introduction	26
3.2. Protocole d'acquisition	27
3.2.1. Acquisition des signaux	27
3.2.2. Choix des gestes	32
3.2.3. Description du poste de travail	35
3.2.3.1. Système d'assemblage automobile : Collaboration	35
3.2.3.2. Troisième main robotique	35
3.3. Prétraitement des signaux	37
3.3.1. Méthode 1 : Domaine temporel	38
3.3.1.1. Caractéristiques recueillies	38
3.3.1.2. Aperçu des images des gestes choisis	42
3.3.2. Méthode 2 : Analyse statistique	43
3.3.2.1. Paramètres proposés	43
3.3.2.2. Les caractéristiques sélectionnées	45
3.4. Classification avec les réseaux de neurones convolutifs	47
3.4.1. Architecture du CNN	47
3.4.1.1. La convolution	48
3.4.1.2. Le "pooling"	48
3.4.1.3. L'Unité Rectifié Linéaire (Relu)	48
3.4.1.4. Couche entièrement connectée (FC)	48
3.4.2. Apprentissage du CNN	49
3.5. Commande du robot	50
3.5.1. Aperçu de signal de la marche	50
3.5.2. Organigramme de l'algorithme de reconnaissance des gestes	51
3.6. Conclusion	53
CHAPITRE 4 :	55
Résultats et discussions	55
4.1. Introduction	56
4.2. Aperçu des signaux	57
4.2.1. Les accélérations du pied	57
4.2.2. Les vitesses angulaires du pied	60
4.2.3. La pression de pied par rapport au sol	62
4.2.4. Les angles d'Euler et les quaternions	64
4.3. Sélection des caractéristiques	66
4.3.1. Méthode 1 : Domaine temporel	67

4.3.1.1.	La norme de l'accélération	67
4.3.1.2.	La norme de la vitesse angulaire du pied	68
4.3.1.3.	La pression du pied	68
4.3.1.4.	Les angles d'Euler	70
4.3.2.	Méthode 2 : Analyse statistique	70
4.3.2.1.	Analyse de variance	70
4.3.2.2.	Histogrammes des caractéristiques sélectionnées	73
4.4.	Résultats des tests	78
4.4.1.	Méthode 1 : Domaine temporel	78
4.4.2.	Méthode 2 : Analyse statistique	79
4.4.2.1.	Résultats des tests du premier ensemble des images	79
4.4.2.1.	Résultats des tests du deuxième ensemble des images	80
a.	Tests réalisés avec Tensorflow	80
b.	Architecture finale du CNN	82
4.5.	Conclusion	83
CHAPITRE 5 :		85
Conclusion et perspectives		85
5.1.	Conclusion	86
5.2.	Perspectives	88
BIBLIOGRAPHIES		89
ANNEXES		93
Annexe 1 :	Conception du circuit intégré	93
Annexe 2 :	Calculs statistiques	98

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1. Mouvements simples du pied détectables par l'accéléromètre	14
Tableau 2. Dictionnaire de mouvements de rotation du pied ayant pour centre la première articulation des orteils	15
Tableau 3. Dictionnaire des signaux envoyés par les capteurs de force insérés dans la semelle	15
Tableau 4. Connecteurs disponibles sur le circuit.....	30
Tableau 5. Commande assimilée à chacun des gestes choisis	37
Tableau 6. Ensemble de caractéristiques des gestes choisis	40
Tableau 7. Présentation des images correspondantes aux gestes	42
Tableau 8. Caractéristiques calculées dans l'analyse statistique	44
Tableau 9. Les fonctions d'activations les plus utilisées	49
Tableau 10. Résultats obtenus de l'analyse variance Anova	71
Tableau 11. Matrice de confusion pour la reconnaissance de 5 gestes du pied (10 images encodées en vecteurs par geste). Taux de reconnaissance est 60%.....	78
Tableau 12. Paramètres du CNN.....	82
Tableau 13. Matrice de confusion pour la reconnaissance de 5 gestes du pied (86 images encodées en vecteurs pour les gestes G1, G2 et G5 ; 78 images encodées en vecteurs pour G3 et G4. Taux de reconnaissance est 100%	83
Tableau 14. Comparaison entre les régulateurs pouvant être utilisés dans le circuit.....	93
Tableau 15. Consommation électrique des composants.....	95
Tableau 16. Calculs statistiques pour le geste 1 : Ecrasement d'une cigarette avec l'avant-pied	98
Tableau 17. Calculs statistiques pour le geste 2 : Ecrasement d'une cigarette avec le talon....	99
Tableau 18. Calculs statistiques pour le geste 3 : Tapotement avec l'avant-pied.....	100
Tableau 19. Calculs statistiques pour le geste 4 : Tapotement avec le talon	101
Tableau 20. Calculs statistiques pour le geste 5 : Coup du pied vers le haut.....	102

LISTE DES FIGURES

Figure 1. Le robot agit comme une troisième main de l'ouvrier dans la soudure de pièces en petites quantités sans fixations	10
Figure 2. a) Augmentation des capacités du corps humain dans la vie quotidienne à l'aide des mains artificielles. b) Utilisation des mains artificielles pour tenir les outils de soudure.....	11
Figure 3. Utilisation de 6 gestes du bras humain pour présenter les modes de translation au robot (X +, X-, Y +, Y-, Z + et Z-).....	12
Figure 4. Utilisation de mouvement du pied et des orteils pour commander les mains robotiques.....	13
Figure 5. Utilisation de trois IMU portées par un travailleur aux positions des poignets et du torse pour l'acquisition des données	17
Figure 6. Chaîne de Markov.....	19
Figure 7. Architecture de LeNet-5, un réseau de neurones convolutif pour la reconnaissance des documents, apprentissage par descente de gradient élaboré par LeCun et al.	22
Figure 8. Schéma de routage du module Wifi, la centrale inertielle, l'ADC et le capteur de température.....	28
Figure 9. Schéma du routage du module de gestion de la batterie.....	29
Figure 10. Topologie de l'électronique WiFi (deux couches) : a) Couche supérieure, b) Couche inférieure	29
Figure 11. a) Illustration du modèle de la semelle instrumentée, b) Présentation du modèle conçu	31
Figure 12. Illustration du moule deux parties	31
Figure 13. Positionnement des composants à l'intérieur de la semelle	32
Figure 14. Moulage de la semelle, a) Avec la silicone, b) Avec la mousse flexible.....	32
Figure 15. Geste d'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied	33
Figure 16. Geste d'écrasement d'une cigarette avec le talon.....	33
Figure 17. Geste de tapotement avec l'avant-pied.....	34
Figure 18. Geste de tapotement avec le talon.....	34
Figure 19. Geste de coup du pied	34
Figure 20. Machine d'état de processus du travail.....	36
Figure 21. Passage du repère fixe (Oxyz) au repère mobile(Ox'y'z') en utilisant les angles d'Euler.....	39
Figure 22. Présentation des caractéristiques sélectionnées dans les images	41
Figure 23. Les images caractéristiques des gestes : a) Présentation des caractéristiques sélectionnées en image, b) Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, c) Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, d) Geste de tapotement avec l'avant-pied, e) Geste de tapotement avec le talon, f) Geste de coup du pied vers le haut.....	46
Figure 24. Les images caractéristiques des gestes : a) Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, b) Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, c) Geste de tapotement avec l'avant-pied, d) Geste de tapotement avec le talon, e) Geste de coup du pied vers le haut	47
Figure 25. Accélération du pied sur l'axe Y lors du la marche	51
Figure 26. Algorithme du système proposé	52
Figure 27. Représentation de système proposé	53
Figure 28. Illustration des accélérations sur trois axes des cinq gestes : a) G1 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, b) G2 : Geste de l'écrasement d'une cigarette	

avec le talon, c) G3 : Geste de tapotement avec l'avant-pied, d) G4 : Geste de tapotement avec le talon, e) G5 : Geste de coup du pied vers le haut	59
Figure 29. Illustration des vitesses angulaires sur trois axes des cinq gestes : a) G1 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, b) G2 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, c) G3 : Geste de tapotement avec l'avant-pied, d) G4 : Geste de tapotement avec le talon, e) G5 : Geste de coup du pied vers le haut	61
Figure 30. Illustration des mesures de la pression du pied à l'aide des quatre capteurs FSR pour les cinq gestes : a) G1 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, G2 : b) Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, c) G3 : Geste de tapotement avec l'avant-pied, d) G4 : Geste de tapotement avec le talon, e) G5 : Geste de coup du pied vers le haut..	63
Figure 31. Illustration des signaux des angles d'Euler pour les cinq gestes : a) G1 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, b) G2 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, c) G3 : Geste de tapotement avec l'avant-pied, d) G4 : Geste de tapotement avec le talon, e) G5 : Geste de coup du pied vers le haut	65
Figure 32. Illustration des signaux des quaternions pour les cinq gestes : a) G1 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, b) G2 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, c) G3 : Geste de tapotement avec l'avant-pied, d) G4 : Geste de tapotement avec le talon, e) G5 : Geste de coup du pied vers le haut	66
Figure 33. Illustration des signaux de la norme de l'accélération du pied pour les cinq gestes : a) G1 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, b) G2 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, c) G3 : Geste de tapotement avec l'avant-pied, d) G4 : Geste de tapotement avec le talon, e) G5 : Geste de coup du pied vers le haut	67
Figure 34. Illustration des signaux de la norme de la vitesse angulaire du pied pour les cinq gestes : a) G1 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, b) G2 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, c) G3 : Geste de tapotement avec l'avant-pied, d) G4 : Geste de tapotement avec le talon, e) G5 : Geste de coup du pied vers le haut	68
Figure 35. Somme de deux capteurs de force (FSR) de l'avant-pied et de deux capteurs de force (FSR) du talon pour les cinq gestes : a) G1 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, b) G2 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, c) G3 : Geste de tapotement avec l'avant-pied, d) G4 : Geste de tapotement avec le talon, e) G5 : Geste de coup du pied vers le haut	69
Figure 36. Somme de quatre capteurs de force (FSR) pour les cinq gestes : a) G1 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, b) G2 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, c) G3 : Geste de tapotement avec l'avant-pied, d) G4 : Geste de tapotement avec le talon, e) G5 : Geste de coup du pied vers le haut	70
Figure 37. Analyse de variance ANOVA : a) La moyenne des capteurs FSR avants ; b) La moyenne des capteurs FSR du talon ; c) La moyenne de la norme de l'accélération	73
Figure 38. Histogrammes de l'amplitude de la moyenne des capteurs FSR de l'avant-pied effectués sur 100 échantillons pour les 5 gestes : a) G 1 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, b) G 2 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, c) G 3 : Geste de tapotement avec l'avant-pied, d) G 4 : Geste de tapotement avec le talon, e) G 5 : Geste de coup du pied vers le haut	74
Figure 39. Histogrammes de l'amplitude de la moyenne des capteurs FSR du talon, effectués sur 100 échantillons pour les 5 gestes : a) G 1 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, b) G 2 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, c) G 3 : Geste de tapotement avec l'avant-pied, d) G 4 : Geste de tapotement avec le talon, e) G 5 : Geste de coup du pied vers le haut	75
Figure 40. Histogrammes de la moyenne de la norme de l'accélération effectués sur 100 échantillons pour les 5 gestes : a) G 1 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, b) G 2 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, c) G 3 : Geste de tapotement avec	

l'avant-pied, d) G 4 : Geste de tapotement avec le talon, e) G 5 : Geste de coup du pied vers le haut 76

Figure 41. Représentation de résultats retenus à partir des gestes ; a) Image de geste d'écrasement de cigarette avec l'avant-pied, b) Image de geste d'écrasement de cigarette avec le talon, c) Image de tapotement avec l'avant-pied, d) Image de tapotement avec le talon, d) Image de coup de pied vers le haut 81

Figure 42. Liste des composants et leur prix..... 95

ACRONYMES

<i>Abréviation</i>	<i>Signification en anglais</i>	<i>Signification en français</i>
TMS	Musculoskeletal disorders (MSD)	Troubles Musculo-Squelettiques
IMU	Inertial Measurement Unit	Centrale inertielle
IHM	-----	Interface Homme Machine
HMM	Hidden Markov Models	Les modèles de Markov cachées
DTW	Dynamic Time Wrapping	Alignement temporel dynamique
CNN	Convolutional Neural Network	Réseau de neurones à convolution
PCB	Printed Circuit Board	Circuit imprimé
FSR	Force Sensing Resistor	Capteur de force résistif
DMP	Digital Motion Processor	Traitement numérique des mouvements
RMS	Root Mean Square	Moyenne quadratique

REMERCIEMENTS

Ces travaux ont été effectués au sein du Laboratoire d'Automatique et de Robotique Interactive (LAR.i) de l'Université du Québec à Chicoutimi (UQAC) sous la direction du P^r Hassan Ezzaidi et la codirection de la P^{re} Suzy Ngomo.

Un grand merci au P^r Hassan Ezzaidi qui a accepté la direction de mon projet dans des circonstances inattendues. Merci pour le temps passé à suivre ce projet, pour votre disponibilité et pour vos précieux conseils.

Je tiens à remercier également ma co-directrice de recherche, P^{re} Suzy Ngomo pour le temps qu'elle m'a consacré au cours de ces deux années. Merci pour votre esprit critique et pour vos conseils avisés, j'ai beaucoup appris de nos discussions lors de cette période. Merci pour vos encouragements.

Je tiens tout particulièrement à remercier P^r Martin Otis, qui fut le premier à diriger mon mémoire. Merci de m'avoir donnée l'opportunité de faire partie du laboratoire LAR.i de l'UQAC. Merci de m'avoir guidée dans de bonnes directions. Je vous remercie aussi pour la confiance que vous m'avez octroyée, pour votre patience et pour votre disponibilité.

Je tiens à remercier mes professeurs de l'UQAC qui ont contribué à ma formation académique dans le cadre de ma maîtrise.

Je suis également reconnaissante aux examinateurs du jury qui ont consacré du temps à la lecture de ce mémoire en vue de la soutenance.

Bien sûr, je ne pourrai jamais oublier ce que mes parents m'ont offert. Je vous remercie pour votre amour, vos sacrifices, votre patience et votre tendresse, sans lesquels je n'en serais pas là aujourd'hui. Tout au long de mon cursus, vous m'avez toujours soutenu.

Je tiens aussi à remercier mon frère Ala et mes sœurs, Wafa et Amani pour leurs encouragements et pour l'amour qu'ils me donnent. Je remercie aussi ma grande famille ainsi que tous mes amis en Tunisie pour leur continuel soutien.

Mes profonds remerciements vont également à Syphax, qui m'a sans cesse soutenue durant la période de mes études. Merci pour ton aide et ton support, t'étais toujours là pour moi, pour m'encourager et me remonter le moral.

Enfin, je tiens à exprimer ma gratitude à mes amis que j'ai eus la chance de connaître ici à Chicoutimi. Je n'oublie pas aussi tous mes collègues étudiants du LAR.i avec lesquels j'ai eu de nombreux échanges constructifs. Vous m'avez toujours donné une bonne dose de motivation.

Merci à vous tous d'être là pour moi.

CHAPITRE 1 :

Introduction

1.1. Contexte et problématique

Les robots collaboratifs ont pris une place majeure dans l'industrie. Ils sont utilisés pour réaliser de la manutention ou pour supporter les cadences élevées des opérations ; dans tous les cas le but est d'alléger la charge physique de travail. Ces robots collaboratifs sont conçus pour travailler avec leurs co-travailleurs dans le milieu industriel et les remplacer dans les tâches qui comportent des risques pour la santé et la sécurité humaine [1].

Grâce à la combinaison de l'intelligence humaine ainsi que la force et la précision du robot, il devient de plus en plus facile de réaliser des gains significatifs en termes d'ergonomie et de productivité. Par exemple, le robot Unimate est le premier robot industriel programmable, développé en 1960, pour intervenir dans l'industrie automobile. Il s'agit d'un bras articulé qui transporte les pièces d'un endroit à un autre. Depuis Unimate, les robots industriels ont émergé dans les chaînes de montage [2].

De plus en plus, les opérateurs sont amenés à travailler avec les robots dans un même espace de travail et à partager les activités de production ou le temps de travail [3]. En effet, le partage d'un même espace de travail par l'opérateur et le robot semble accorder plus de flexibilité à l'opérateur dans sa production [4], à la condition que le robot soit capable d'intervenir dans le processus de montage, selon les besoins de l'opérateur. Toutefois, l'intégration d'un tel système présente un grand défi. En effet, selon G. Klien et al., l'interaction ou la collaboration d'un robot avec un humain évoque plusieurs difficultés [5]. Selon T. Ende et al., la capacité croissante des robots industriels à effectuer des tâches complexes en collaboration avec les êtres humains nécessite de développer plus de moyens de communication et d'interaction [6]. De ce fait, nous proposons une nouvelle méthode d'interaction homme-robot appliquée à des robots industriels dans le cadre d'une collaboration en partage de l'espace et du temps de travail. D'ailleurs, la méthode d'interaction de l'être

humain avec les systèmes intelligents est devenue un sujet de recherche intéressant qui touche plusieurs domaines dont les jeux vidéo, les technologies en santé, les robots industriels, etc.

Une telle interaction dédiée sous le terme d'application *cobotique* permet de réassigner les tâches affectées aux travailleurs, tout en améliorant les conditions de travail étant donné la réduction des risques sur la santé et la sécurité liés aux procédés, par exemple, la réduction des risques de développement d'un trouble musculo-squelettique (TMS) chez l'opérateur [1].

Les troubles musculo-squelettiques (TMS) se manifestent par des douleurs chroniques et/ou des limitations fonctionnelles [7]. Ce sont de lésions résultant de la surutilisation des tissus anatomiques, en particulier sur les postes où des travailleurs effectuent des mouvements manuels répétitifs. Les TMS causent non seulement des pertes économiques, mais aussi un handicap fonctionnel au niveau individuel. Les TMS Au Canada, les TMS causent plus d'absentéisme et d'incapacité physique au travail que les autres maladies [8]. La prévalence des TMS au Québec augmente de 24,6 % dans les professions manuelles et de 21,1 % dans les métiers mixtes, en contrepartie de 14,9 % dans celles non manuelles [9].

Les TMS en milieu de travail représentent, en effet, un problème de santé préoccupant. La robotique collaborative est une approche proposée pour réduire les TMS.

De ce fait, la contribution de notre projet, à la différence de ce qui a été rapporté dans la littérature est que la troisième main robotique est commandée par les gestes du pied.

1.2. Objectifs de la recherche

Ce projet s'inscrit dans la perspective de développer une télécommande, via les gestes du pied, des différentes actions du robot UR5.

Plus précisément, notre recherche vise à développer un algorithme de reconnaissance et de classification des gestes du pied en utilisant des capteurs intelligents insérés dans une semelle portée par le travailleur. L'intérêt du système proposé est de redistribuer certaines

tâches à posture contraignantes vers le robot qui en reçoit la commande via les gestes du pied tout en gardant libre les mains de l'opérateur manuel.

1.3. Méthodologie de la recherche

La plupart des systèmes robotiques industriels actuels sont préprogrammés, dans le sens où ils exécutent simplement un programme sans changer leur comportement pendant qu'ils travaillent. Cependant, des nouvelles méthodes de commandes, différentes des méthodes classiques, sont apparues récemment. Ces méthodes de contrôle se traduisent par l'utilisation de gestes des mains, de l'observation visuelle des gestes humains, etc., pour commander un robot [6]. Dans notre projet, nous visons à développer une méthode de collaboration humain-robot où le robot devra intervenir en fonction des besoins d'assistance de l'opérateur. La méthodologie proposée, décrite en trois (3) étapes dans ce travail, est la suivante :

1) Une étape d'acquisition des données qui représente l'acquisition des gestes du pied d'un opérateur en train d'effectuer ses tâches de travail. L'acquisition sera réalisée à l'aide d'une semelle instrumentée disposée à l'intérieur d'une botte de sécurité. Lors de cette étape, nous avons développé notre instrument de mesure. Nous avons conçu, réalisé et programmé un circuit électronique pour l'acquisition des signaux.

2) Une étape de prétraitement, dans laquelle l'ensemble de caractéristiques des signaux acquis est estimé afin d'en sélectionner les meilleurs qui permettront de distinguer optimalement les différents gestes. Lors de cette étape, nous avons développé une méthode pour le recueil des caractéristiques relatives aux gestes du pied. Nous avons également utilisé la combinaison des techniques de traitement temporel et statistique pour l'extraction des informations utiles.

3) Une étape de classification qui utilise les réseaux de neurones pour la reconnaissance des gestes du pied. Le but est de reconnaître les gestes du pied à partir des informations extraites dans l'étape précédente.

1.4. Organisation du rapport

Ce mémoire s'articule en cinq chapitres.

Dans le présent chapitre (**chapitre 1**), celui de l'introduction, nous présenterons une mise en contexte de notre projet de recherche, la problématique posée et les objectifs fixés.

Dans le **chapitre 2**, celui de la revue de littérature, nous allons présenter en première partie, la revue de littérature sur la collaboration robotique particulièrement en milieu industriel. Ensuite, nous allons aborder les méthodes d'interaction avec les systèmes intelligents et la commande de ces systèmes via les gestes humains, puis nous allons présenter les méthodes d'acquisition des données. Enfin, nous allons passer en revue les méthodes de classifications des gestes humains.

Le **chapitre 3** est consacré à la méthodologie adoptée pour notre projet. Nous allons détailler le développement de notre instrument de mesure, et ensuite présenter la reconnaissance de gestes, allant de l'extraction des caractéristiques à partir des données recueillies des capteurs jusqu'à la classification des gestes. Puis, nous présentons l'algorithme de notre système développé pour la commande automatique d'un robot industriel via les gestes du pied.

Le **Chapitre 4** est consacré à la présentation et l'analyse des résultats obtenus.

Enfin, dans le **chapitre 5**, nous détaillerons nos conclusions sur les études menées dans ce mémoire.

CHAPITRE 2 :
Revue de la littérature

2.1. Introduction

Actuellement, les humains travaillent côte à côte avec les robots. Les robots sont munis des fonctions, à l'aide de capteurs, caméras, etc., permettant ainsi de partager les tâches et d'assurer la protection des opérateurs.

Il est nécessaire de bien maîtriser le comportement du robot pour assurer son insertion conviviale dans l'espace humain.

En effet, ce mode d'interaction est utilisé dans le cadre de la quatrième révolution industrielle ou l'industrie 4.0. L'industrie 4.0 se caractérise par un concept d'organisation des moyens de production industrielle, basé sur l'intégration de nouvelles technologies telles que la cobotique et l'intelligence artificielle dans l'environnement de travail, dans le but d'optimiser la production [10] .

Dans ce chapitre, nous allons présenter, en première partie, un état de l'art sur la robotique collaborative appliquée dans plusieurs domaines et précisément en milieu industriel ainsi que les catégories des robots collaboratifs. En seconde partie, nous allons présenter l'utilisation de gestes humains comme méthode d'interaction humain-machine, puis en troisième partie, nous présenterons les méthodes d'acquisition des données dans des applications de classification des gestes humains. Enfin, nous présenterons les méthodes de classification des gestes humains.

2.2. Les robots collaboratifs

Les robots collaboratifs peuvent être classés en deux grandes catégories :

- Les robots industriels qui sont conçus pour automatiser les usines et travailler à côté de l'être humain.

- Les robots de service définis par l'IFR [11] par « Un robot qui opère de façon automatique ou semi-automatique pour réaliser des services utiles pour le bien-être des humains et des équipements, excluant les opérations manufacturières. »

2.2.1. Les robots collaboratifs industriels

Les robots collaboratifs sont désormais utilisés pour automatiser les chaînes de production dans les usines. En effet, ils peuvent participer à l'exécution d'une tâche de travail avec l'opérateur, en mode de collaboration. De ce fait, la charge de travail est transférée en partie vers le robot assistant.

Les robots collaboratifs industriels peuvent être classés en deux grandes catégories, soit les cobots et la troisième main robotique. Nous allons présenter les caractéristiques de chaque type ainsi que leurs domaines d'application dans la suite de ce mémoire.

2.2.1.1. Les cobots

Les cobots sont des robots assistants dédiés à partager le même espace de travail avec un opérateur humain. Ce sont des robots passifs, étant donné qu'ils dépendent de l'intention ou du comportement de leurs utilisateurs. Ce terme cobot a été défini par M. Peshkin et J. Edward Colgate, issu de deux mots "collaboration" et "robot". Autrement dit, les cobots sont utilisés pour manipuler des objets avec les travailleurs [12]. Par exemple, Airbus a intégré le cobot conçu par RB3D dans l'assemblage des avions. Selon Air&Cosmos, ce cobot est doté d'une « main » artificielle qui lui permet de positionner des pièces avec une grande précision [13].

De nombreux cobots ont été également utilisés pour améliorer la productivité des lignes de production. Les exosquelettes sont des cobots qui doublent le squelette humain en augmentant sa capacité physique. L'exosquelette *HERCULE* est un exemple de robot collaboratif porté directement par l'utilisateur. Ces exosquelettes offrent des services

d'assistance aux efforts, permettant ainsi à l'opérateur de manipuler sans effort des objets de 100 kilos [14]. De ce fait, le développement des exosquelettes vise à augmenter chez les opérateurs la capacité à effectuer des tâches manuelles pénibles.

2.2.1.2. La troisième main robotique

Le robot de troisième main est un processus développé par Ewerton et al. [15]. Ce type de robot collaboratif agit comme une troisième main robotique de l'opérateur lors de la réalisation d'une tâche qu'il peut accomplir. En fait, cela facilite la tâche à son collaborateur humain. Par exemple, il peut lui donner l'outil nécessaire pour effectuer sa tâche, le remettre ou fournir un autre outil.

M. Lopes et al. [16], ont développé un robot assistant semi-automatique qui agit comme une troisième main robotique d'un travailleur humain dans une chaîne d'assemblage de pièces. Ainsi, ce robot est capable d'apprendre à accomplir ses tâches en se basant sur les instructions des humains. L'avantage d'utiliser ce type de robots est la combinaison de la précision, force et vitesse des robots avec la dextérité, le raisonnement et l'intelligence des humains [17].

Un autre exemple d'implication des troisièmes mains robotiques se trouve dans les tâches de soudure. Par exemple, le bras robotisé léger KUKA-DLR (2008) a été utilisé comme une troisième main robotique dans ce contexte. Ce dernier tient les pièces à souder et les positionne avec précision de telle sorte que le travailleur puisse effectuer le processus de soudure [18], tel que présenté par la figure 1.



Figure 1. Le robot agit comme une troisième main de l'ouvrier dans la soudure de pièces en petites quantités sans fixations [18]

La troisième main robotique est utilisée également dans la microchirurgie rétinienne où le robot partage le contrôle d'un outil avec le chirurgien. Ils partagent le contrôle d'un outil attaché au robot via un capteur de force. Le système détecte les forces exercées par l'opérateur sur l'outil et utilise ces informations dans divers modes de contrôle pour fournir et contrôler les positions de l'outil avec une grande précision et sans tremblement [19].

Les robots collaboratifs ont été introduits non seulement dans les industries et les hôpitaux mais aussi dans la vie quotidienne des personnes.

2.2.2. Les robots collaboratifs dans la société humaine

Les robots collaboratifs sont de plus en plus utilisés pour assister les personnes dans la vie quotidienne. Récemment, Metalimbs a développé deux bras robotiques supplémentaires pour améliorer les fonctions du corps humain. Dans la figure 2, nous pouvons observer qu'en utilisant ce système, il est désormais possible d'effectuer des tâches difficiles que le corps normal ne peut pas réaliser seul, comme tenir plusieurs objets simultanément [20].

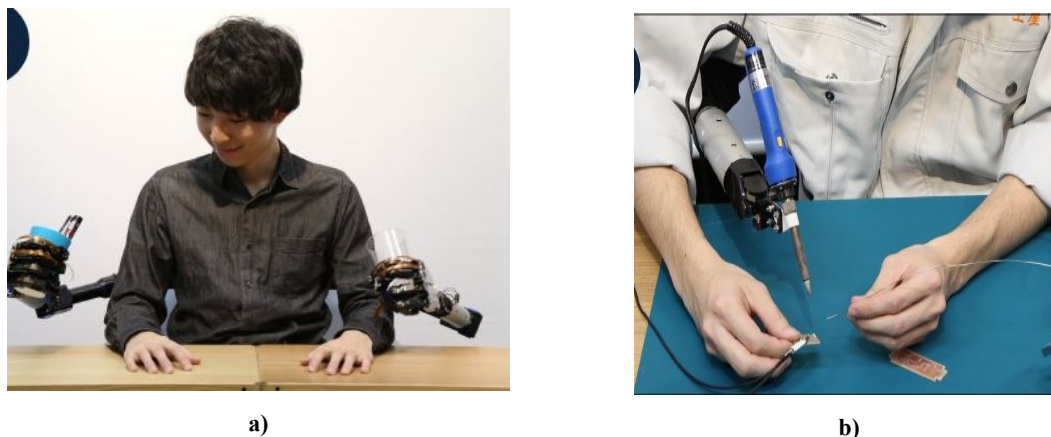


Figure 2. a) Augmentation des capacités du corps humain dans la vie quotidienne à l'aide des mains artificielles. b) Utilisation des mains artificielles pour tenir les outils de soudure [20]

Des robots collaboratifs de service ont été conçus pour imiter les vrais animaux. Ces robots ont été développés particulièrement pour aider les personnes âgées durant la journée dans un centre de service. D'autres robots assistants, par exemple le robot humanoïde Pepper sont chargés d'accueillir les patients dans les hôpitaux [21].

Les méthodes d'interaction avec les systèmes intelligents permettent d'établir une voie de communication entre l'être humain et ces systèmes. Dans la section prochaine, nous allons présenter les méthodes d'interaction avec les systèmes intelligents.

2.3. Les méthodes d'interaction avec les systèmes intelligents

2.3.1. Utilisation des gestes humains dans la commande des systèmes intelligents

Ces dernières années, l'interaction avec les systèmes intelligents a évolué, d'ailleurs, le geste d'interaction a fait l'objet d'un intérêt de la part des communautés scientifiques de réalité virtuelle et d'interaction homme-machine [22]. À cet effet, l'utilisation des gestes humains pour interagir avec les robots industriels a changé des méthodes classiques d'interaction. De ce fait, P. Neto et al. ont utilisé les gestes du bras humain pour contrôler un robot industriel, tel qu'illustré par la figure 3.

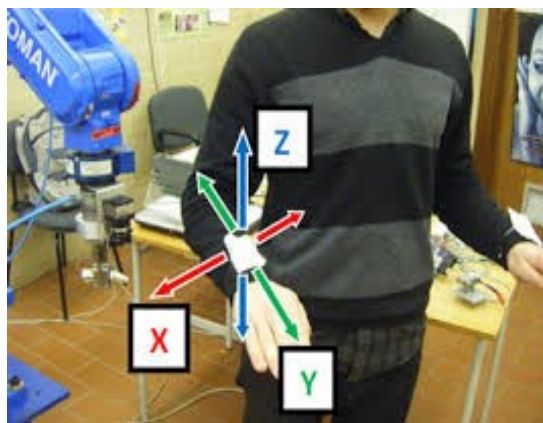


Figure 3. Utilisation de 6 gestes du bras humain pour présenter les modes de translation au robot (X +, X-, Y +, Y-, Z + et Z-) [23]

Dans leur application, ils ont utilisé six gestes de bras humain pour apprendre au robot les modes de translations [23]. Néanmoins, dans une autre étude comparative entre l'utilisation des gestes des mains et ceux des pieds dans la simulation d'un scénario où les mains sont occupées, les résultats ont montré que l'utilisation des gestes du pied permet de gagner plus de 70% du temps que l'approche traditionnelle basée sur les gestes des mains. De plus, les gestes du pied sont perçus plus utiles et satisfaisants [24].

Dans la section prochaine nous allons présenter la méthode de commande des systèmes intelligents, basée sur l'utilisation des gestes du pied.

2.3.2. Commande des systèmes intelligents via les gestes du pied

La littérature a envisagé divers gestes de pieds pour des applications différentes. Par exemple, le geste de tapotement du pied a été utilisé en tant que mécanisme d'interaction avec un appareil mobile sans le sortir de la poche [25]. Le geste de coup de pied a été utilisé également pour interagir avec un téléphone. Cette technique d'interaction qui se base sur l'utilisation d'un geste du pied peut être une option intéressante dans des contextes où les mains sont occupées ou trop sales pour pouvoir interagir avec le téléphone [26].

Les gestes du pied ont été également exploités pour produire de la musique. De ce fait, R. Kondapalli et B.-Z. Sung ont développé une interface qui génère de la musique en dansant sur un dispositif [27].

Les gestes des pieds ont été également utilisés pour effectuer des tâches de navigation dans des environnements 3D interactifs. L'interface utilisateur 3D combine les gestes des mains et des pieds pour une interaction avec des données spatiales et permet de les exploiter pour les environnements de réalité virtuelle. Dans cette application, les gestes humains ont été utilisés pour faciliter le repérage dans des environnements complexes [28]. Les gestes du pied ont été utilisés, en plus, pour invoquer des commandes d'un appareil mobile et interagir avec des espaces virtuels de travail [29]. La figure 4 présente le système d'interaction proposé par MetaLimbs qui utilise deux bras robotiques ajoutés au corps humain. La position de chaque bras robotique est contrôlée par le mouvement du pied de l'utilisateur et la préhension de ce bras est contrôlée par les orteils [20].



Figure 4. Utilisation de mouvement du pied et des orteils pour commander les mains robotiques [20]

Autrement dit, de nombreux systèmes actuels utilisent les gestes du pied comme mécanisme alternatif d'interaction dans les situations où les mains sont occupées ou indisponibles [29].

2.3.3. Dictionnaire des gestes du pied

Un dictionnaire des gestes du pied a été préalablement établi [30]. Les différents mouvements détectables par l'accéléromètre et réalisables quand le pied est dans l'air sont représentés dans le tableau 1. Le tableau 2 illustre les mouvements réalisables par le pied lorsqu'il est posé sur le sol.

Tableau 1. Mouvements simples du pied détectables par l'accéléromètre [30]



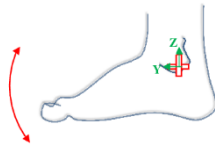
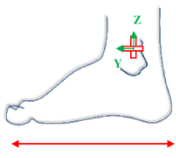
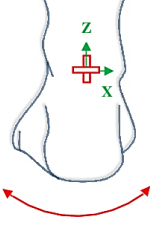
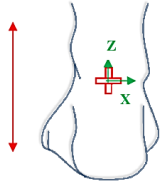
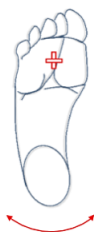
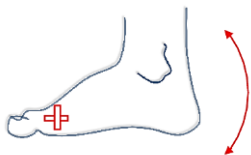
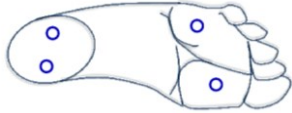



Mouvements de <i>rotation</i> du pied ayant pour centre la cheville			Mouvements simples de <i>translation</i> du pied		
Adduction (vers l'intérieur) / Abduction (vers l'extérieur)		Mouvement de rotation dans le plan (xOy) du pied ayant pour centre de rotation le talon	Translation de gauche à droite		Mouvement de translation selon l'axe x
Dorsiflexion (vers le bas) / Extension (vers le haut)		Mouvement de rotation dans le plan (yOz) du pied ayant pour centre de rotation la cheville	Translation d'avant en arrière		Mouvement de translation selon l'axe y
Varus (vers l'intérieur) / Valgus (vers l'extérieur)		Mouvement de rotation dans le plan (xOz) du pied ayant pour centre de rotation la cheville	Translation de haut en bas		Mouvement de translation de haut en bas

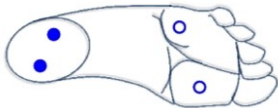



Tableau 2. Dictionnaire de mouvements de rotation du pied ayant pour centre la première articulation des orteils [30]

Mouvements complexes de rotation du pied ayant pour centre de rotation l'articulation de la première phalange des orteils		
Rotation de gauche à droite		Mouvement de rotation dans le plan (xOy) du pied ayant pour centre de rotation l'articulation de la première phalange des orteils
Rotation de haut en bas		Mouvement de rotation dans le plan (yOz) du pied ayant pour centre de rotation l'articulation de la première phalange des orteils

Le tableau 3 liste les combinaisons pouvant être déterminées à partir des capteurs de force.

Tableau 3. Dictionnaire des signaux envoyés par les capteurs de force insérés dans la semelle [30]

Signaux envoyés par les capteurs (cercle bleu : inactif, rond bleu : actif)	Signification du signal
	Les quatre capteurs sont inactifs donc le pied est en l'air.
	Les quatre capteurs sont actifs donc le pied est au sol à plat.
	Les capteurs de devant sont actifs donc le pied est incliné vers l'avant.
	Les capteurs de l'extérieur sont actifs donc le pied est incliné vers l'extérieur.

Signaux envoyés par les capteurs (cercle bleu : inactif, rond bleu : actif)	Signification du signal
	Les capteurs de force (FSR) arrière sont actifs donc le pied est incliné vers l'arrière.
	Les capteurs de l'intérieur sont actifs donc le pied est incliné vers l'intérieur.
	Le capteur extérieur avant est actif donc le pied est incliné vers l'avant sur le côté extérieur.
	Le capteur intérieur avant est actif donc le pied est incliné vers l'avant sur le côté intérieur.

Dans le cadre de ce mémoire, la méthode d'interaction, basée sur les gestes de pied, est celle qui a été privilégiée, puisque notre approche cible les opérateurs utilisant leurs mains pour travailler. Dans la section suivante, nous passons en revue les différentes méthodes d'acquisition des données ainsi que les algorithmes de classification utilisés dans la reconnaissance de gestes.

2.4. Les méthodes d'acquisition des gestes humains

Plusieurs études ont abordé la classification des gestes humains. La différence entre ces méthodes réside dans le choix des capteurs utilisés, des caractéristiques extraites et des techniques de classification utilisées.

2.4.1. Acquisition des données à l'aide de capteurs inertiels

Les capteurs inertiels peuvent être utilisés pour acquérir les informations sur le mouvement du pied directement, à l'aide des accéléromètres et des gyroscopes, de manière

simple. En effet, l'accéléromètre permet de mesurer l'accélération linéaire à partir du trièdre accélérométrique, ce qui permet d'en déduire les changements de vitesse et de position. Le gyroscope permet de mesurer la vitesse de rotation.

Dans la littérature, plusieurs méthodes se sont basées sur des données provenant des capteurs inertiels pour reconnaître des actions ou des gestes humains. À ce sujet, R. Grzeszick et al. ont utilisé des données séquentielles de plusieurs centrales inertielles, disposées dans le poignet et le torse, pour la reconnaissance de l'activité humaine lors de la préparation manuelle des commandes dans un magasin [31]. Le système de reconnaissance proposé est représenté dans la figure 5.

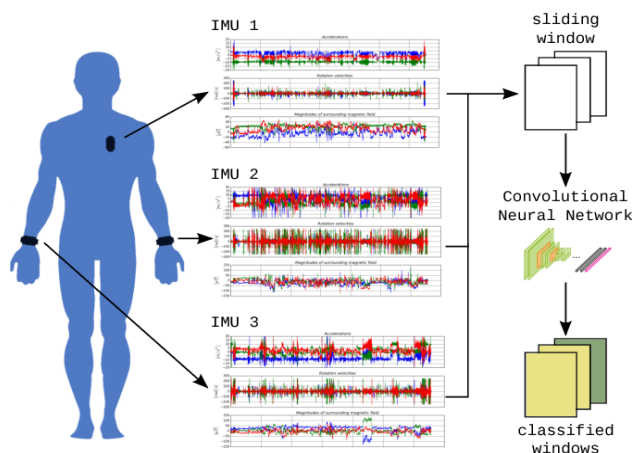


Figure 5. Utilisation de trois IMU portées par un travailleur aux positions des poignets et du torse pour l'acquisition des données [31]

Dong et al. ont utilisé des accéléromètres attachés à des différentes positions du corps humain comme le torse, les bras et les jambes. En effet, ils convertissent les accélérations en angles de rotation qu'ils utilisent pour reconnaître des actions humaines par le biais des HMMs [32].

De même, F. Bevilacqua et al. ont utilisé des capteurs sans fil comprenant des accéléromètres et des gyroscopes dans leur application de reconnaissance et de suivi des gestes humains [33].

Un capteur JAKE attaché en haut des deux pieds d'une personne a été utilisé pour mesurer ses mouvements lors de la réalisation d'un geste de coup du pied [25]. Il s'agit d'un

petit capteur Bluetooth contenant un accéléromètre linéaire à trois axes et un magnétomètre. JAKE a été conçu pour aider les chercheurs en IHM , *interface homme machine*, à développer et à expérimenter de nouvelles techniques d'interaction, telle que la reconnaissance des gestes [34].

La limite d'utilisation des capteurs inertiels réside dans le fait qu'ils sont très sensibles aux bruits.

2.4.2. Acquisition des données à l'aide des capteurs de vision et inertiels

La combinaison des capteurs de vision et des capteurs inertiels permet d'assurer une complémentarité entre ces deux outils. En effet, les capteurs de vision ont l'avantage de donner une connaissance sur l'environnement tandis que les capteurs inertiels permettent de mesurer les mouvements de la personne de façon simple. Dans cette optique, E. Coupeté et al. ont utilisé la combinaison des capteurs de vision et inertiels pour la collecte des données dans leur application de reconnaissance des gestes techniques d'un opérateur dans une chaîne de montage. Ils ont utilisé des capteurs non-intrusifs afin de minimiser la gêne des opérateurs et une caméra de profondeur positionnée avec une vue de dessus de l'opérateur pour réduire les occultations [35].

2.4.3. Utilisation des vidéos dans des projets de reconnaissance des actions et de mouvement du corps

D'autres méthodes de détection ont été utilisées dans la reconnaissance des actions et de mouvements du corps humain. En effet, l'utilisation des données de vidéo à l'aide de caméras 2D ou 3D peut être privilégiée puisqu'elle assure une bonne compréhension de la scène. D'ailleurs, la reconnaissance de l'action humaine basée sur la vision a été utilisée dans des applications différentes telles que la télésurveillance et l'interaction homme-machine [36].

Nous avons énuméré les différentes méthodes utilisées pour acquérir les données dans les projets de classification des gestes, à l'aide des capteurs inertiels ou de système vision. Les

capteurs inertiels ont l'avantage de mesurer le mouvement de façon simple. Nous allons par la suite, présenter les algorithmes de classification qui étaient appliqués à la reconnaissance de gestes.

2.5. Les méthodes de classification des gestes humains

La classification des gestes permet de reconnaître les informations utiles du mouvement. Dans la littérature, plusieurs méthodes de classification ont été appliquées pour la reconnaissance de gestes humains. Dans la section prochaine, nous allons présenter les algorithmes de classification des gestes utilisés.

2.5.1. Les modèles de Markov cachés discrets

Dans un système passif, une chaîne de Markov (figure 6) est composée d'un ensemble d'états S , et d'une matrice de transition T indiquant la probabilité $T(s_i | s_j)$ de passer d'un état S_j à un état S_i .

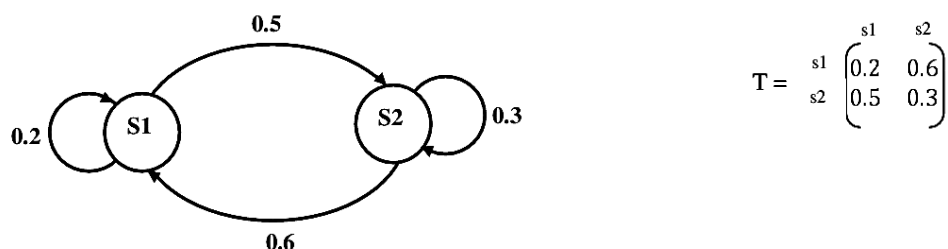


Figure 6. Chaîne de Markov

© F. El Aswad

Les modèles de Markov cachés, ou *Hidden Markov Models* (HMM), découlent de la chaîne de Markov. Les HMMs sont des modèles probabilistes utilisés pour la classification de données séquentielles.

Les modèles de Markov cachés sont présentés sous forme de graphe où les nœuds correspondent aux états et les arcs aux transitions entre les états. L'état à un instant donné, décrit l'état du système. Les transitions sont les changements d'état du système. Les modèles statistiques markoviens utilisés dans la reconnaissance des séquences considèrent que l'état

d'un système à un moment donné ne dépend que de son état aux instants précédents. La structure d'un HMM se compose d'un certain nombre d'états cachés et d'un ensemble des transitions possibles.

Les paramètres d'un modèle HMM sont comme suit :

- Matrice de probabilité des transitions d'états.
- Matrice de probabilité d'observation d'un symbole appelée la loi de probabilité d'émission.
- Matrice des probabilités initiales de distribution d'états.

Les problèmes de base des HMMs sont :

L'apprentissage : Étant donné que l'architecture est fixée pour les HMMs, l'apprentissage vise à déterminer ses paramètres (les matrices de probabilités mentionnées).

L'évaluation de la séquence : Déterminer la probabilité d'émission d'une séquence donnée suivant le modèle HMM.

La recherche du chemin le plus probable : Déterminer la suite d'états qui permettent d'optimiser la probabilité d'observation d'une séquence suivant le modèle HMM [37].

Les modèles HMMs ont été utilisés dans la reconnaissance des gestes humains puisqu'ils permettent de prendre en compte la dimension temporelle lors de l'exécution d'un geste. D'ailleurs, E. Coupeté et al. ont utilisé les HMMs dans la reconnaissance de gestes techniques pour la collaboration homme-robot sur une chaîne de montage [35]. Les modèles HMMs ont été choisis dans leur application puisqu'ils permettent de rendre compte de la grande variabilité d'exécution d'un même geste, et de celle d'un opérateur à l'autre. Calinon et Billard ont également proposé d'utiliser les modèles HMMs dans la reconnaissance de gestes, pour apprendre aux robots à reproduire des gestes en observant des exemples [38]. Les modèles HMMs ont été aussi utilisés en tant que classificateurs pour distinguer entre les classes de gestes des doigts et des mains [39].

2.5.2. Dynamic Time Wrapping

L'algorithme DTW (*Dynamic Time Wrapping*), ou alignement temporel dynamique, est une technique qui permet de mesurer la similarité entre deux signaux qui peuvent être de durées différentes. La métrique utilisée en général est la distance euclidienne. En effet, cet algorithme vise à minimiser la distance entre ces deux signaux en admettant que le début et la fin des deux signaux sont connus et coïncident. De plus, l'ordre des échantillons des signaux est conservé et tous les échantillons sont pris en compte pour calculer la distance entre ces deux signaux. Ainsi, toutes les configurations possibles sont testées pour trouver le chemin optimal qui assure l'alignement de ces deux signaux [40].

En ce qui concerne la reconnaissance des gestes, cette méthode consiste à comparer un geste à tester avec des gestes de références, ou des *templates*. La classe du geste à tester est déterminée par la correspondance à la classe du geste de référence qui a la distance la plus faible avec le geste à tester. Chaque classe est donc représentée par un *template* [41].

L'algorithme DTW a été appliqué dans la reconnaissance des gestes humains. Le système proposé par B. Hartmann et N. Link est capable de gérer les signaux gestuels d'amplitudes variables et de résoudre les ambiguïtés du résultat pour la classification de plusieurs classes [42]. L'approche a donné de bons taux de classification avec un ensemble de données séquentielles de gestes de la main, enregistrées en utilisant des accéléromètres. De plus, la méthode basée sur l'algorithme DTW, a été comparée avec les réseaux de neurones convolutionnels dans la classification des symboles musicaux manuscrits [43], les résultats obtenus montrent que les CNNs ont donné un meilleur taux de classification que les DTWs.

D'ailleurs, H. Wu et al. admettent que les méthodes dynamiques, telles que les DTWs, focalisent sur les informations locales de mouvement et accordent moins de considération pour les caractéristiques globales des trajectoires gestuelles [44].

2.5.3. Les réseaux de neurones convolutifs

Le réseau de neurones convolutif ou réseau de neurones à convolution (CNN) consiste en un modèle d'apprentissage profond dans lequel des filtres et des opérations de mise en commun de voisinage sont appliqués sur les images brutes en entrée résultant une hiérarchie de fonctionnalités de plus en plus complexes [45]. Les CNNs ont été principalement appliqués sur des images 2D dans la reconnaissance de caractères écrits [46].

L'architecture d'un réseau de neurones à convolution 2D est illustrée par la figure 7.

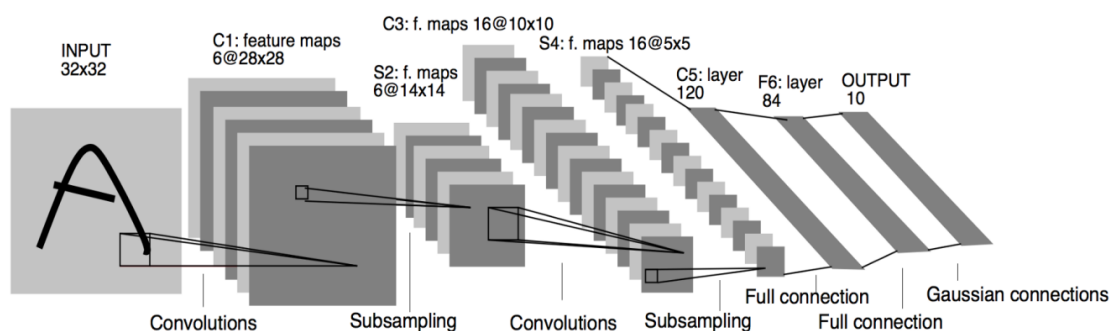


Figure 7. Architecture de LeNet-5, un réseau de neurones convolutif pour la reconnaissance des documents, apprentissage par descente de gradient élaboré par LeCun et al. [45]

Ce réseau est composé de 7 couches sans compter l'entrée. L'architecture proposée contient des couches de convolution notées par C_i ou cartes de caractéristiques, qui appliquent sur les images d'entrée des convolutions 2D, et les couches d'agrégation (pooling) notées par S_i . Ces couches S_i sont les cartes de sous échantillonnage qui appliquent une opération de moyennage spatial sur les entrées pondérées par les poids synaptiques. La succession de couches de convolution et d'agrégation sert à extraire les caractéristiques, par la suite de l'application de ces opérations, l'image d'entrée sera encodée en un vecteur descripteur. Ensuite, le rôle des neurones des couches entièrement connectées par des connections pondérées est la classification des données.

Le réseau de neurones convolutif a été choisi pour différents projets de classification des gestes ou des actions humaines. D'ailleurs, les CNNs 3D ont été développés pour la

reconnaissance des actions humaines à partir de caméras de surveillance des aéroports [47]. Ce modèle extrait des caractéristiques des dimensions spatiales et temporelles en effectuant des convolutions 3D, en capturant ainsi les informations de mouvement codés dans plusieurs images.

Les CNNs sont connus par leur robustesse aux faibles variations d'entrée, leur faible taux de prétraitement nécessaire à leur fonctionnement et ne nécessitent aucun choix d'extracteur de caractéristiques spécifiques [48]. Néanmoins, cette méthode utilise des images statiques de trajectoires gestuelles dans la reconnaissance de gestes en omettant ainsi les informations précises de mouvement [49]. À cet effet, H. Wu et D. Deng ont utilisé la combinaison des CNNs et DTW dans le but d'avoir plus de précision dans la localisation globale et locale dans la reconnaissance des gestes de la main [49].

2.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté dans un premier temps les robots collaboratifs ainsi que leur émergence dans l'environnement humain, non seulement dans les espaces de travail, mais aussi dans la vie quotidienne. Dans un second temps, nous avons listé les méthodes d'interaction avec les systèmes intelligents. Puisque notre projet cible une amélioration de l'interaction entre l'humain et le robot dans les industries où le travail se réalise majoritairement avec les mains, nous avons utilisé la reconnaissance des gestes du pied pour commander un robot industriel. Dans un troisième temps, des méthodes de recueil des signaux ont été présentées. Ces méthodes utilisent des capteurs différents : les caméras et les capteurs inertiels. Bien que les caméras puissent nous renseigner sur l'environnement du travail, nous avons privilégié les capteurs inertiels puisqu'ils ont l'avantage de mesurer le mouvement de façon simple.

Nous avons également présenté les différentes techniques utilisées pour la classification des gestes humains. Les trois méthodes présentées prennent en considération la

dimension temporelle lors de la réalisation des gestes. Toutefois, les CNNs sont robustes aux faibles variations d'entrées et leur utilisation ne nécessite aucun choix d'extracteur de caractéristiques spécifique. Par conséquent, la technique de classification basée sur le CNN semble être la plus adaptée. De plus, dans notre projet, nous avons besoin de reconnaître l'information globale du mouvement du pied. Nous allons donc aborder l'entraînement de CNN, qui consiste à optimiser les coefficients du réseau pour minimiser l'erreur de classification en sortie. Le chapitre suivant présente la méthodologie adoptée dans notre mémoire afin de résoudre notre problématique de projet de recherche qui propose une nouvelle méthode d'interaction homme-robot appliquée à des robots industriels collaboratifs.

CHAPITRE 3 :

Méthodologie

3.1. Introduction

Notre projet de recherche s'intéresse à télécommander un robot industriel via les gestes du pied de l'opérateur, dans le but de l'utiliser en guise d'une troisième main robotique dans une tâche caractérisée par une posture inconfortable de travail. Dans ce chapitre, nous présenterons la saisie des signaux et leurs traitements pour la caractérisation des gestes de pied. Ensuite, nous allons utiliser la méthode de classification supervisée dans la reconnaissance des gestes du pied. Ce processus est composé principalement par deux phases : apprentissage et classement. La phase d'apprentissage consiste à entraîner le système qui observe des couples de types entrée-sortie et apprend une fonction qui permet de converger vers la sortie à partir de l'entrée. Les sorties sont les classes du système. La phase de classement consiste à utiliser le modèle pour affecter une classe à un nouvel exemple [50].

La méthodologie se décline en trois grandes sections. **La première section, nommée protocole d'acquisition**, consiste à choisir les gestes du pied, en se basant sur un dictionnaire de gestes prédéfini et par la suite procéder à l'acquisition des données en utilisant un instrument de mesure. **La seconde section est dédiée au prétraitement des signaux** qui repose sur la transformation du signal brut acquis en caractéristiques pour différencier les classes des gestes choisis. Dans le cadre de notre projet, nous avons utilisé deux méthodes de prétraitement. La première méthode utilise les caractéristiques des signaux dans le domaine temporel. La deuxième méthode se base sur les calculs statistiques qui regroupent l'information globale du signal. **La troisième section est dédiée à l'application des réseaux de neurones pour la tâche de classification** des gestes du pied. Enfin, **la quatrième section est dédiée à l'algorithme de commande du robot**, qui propose une méthode pour la discrimination de signal de la marche des signaux des gestes du pied.

Dans ce chapitre, nous détaillons successivement les étapes dans chacune des quatre sections.

3.2. Protocole d'acquisition

3.2.1. Acquisition des signaux

Nous avons choisi de développer une semelle instrumentée pour le recueil des données des gestes du pied. Le circuit électronique de la semelle a été conçu et développé dans le cadre de ce projet (F. El Aswad). Pour ne pas alourdir le contenu de ce chapitre les détails et le choix des composants électroniques sont insérés dans l'annexe 1. Le circuit que nous avons conçu, est composé d'un module wifi ESP8266-12E, un microcontrôleur avec connexion Wi-Fi [51], avec une centrale inertielle MPU9250 qui regroupe un accéléromètre à 3 axes, un gyroscope à 3 axes, un magnétomètre à 3 axes, et un DMP [52]. Ce circuit est équipé, en plus, d'un capteur de pression BMP280 [53] et d'un module de gestion de batterie; un chargeur batterie MCP73831 [54] et un régulateur de tension AP2112K [55]. La tension de circuit est régulée à 3.3V avec un courant de 600 mA (minimum). Un ADC 16 bits ADS1115 [56] a été ajouté pour la mesure des capteurs de pression (FSR). La communication entre les modules électroniques se réalise en I2C. Ce protocole de communication permet de relier l'ESP8266-12E, étant le microprocesseur de notre circuit, il joue le rôle du maître, aux différents composants utilisés dans le circuit qui constituent les esclaves.

La connexion maître-esclave est réalisée par le biais de deux lignes :

- SDA (*Serial Data Line*) : ligne de données bidirectionnelle.
- SCL (*Serial Clock Line*) : ligne d'horloge de synchronisation bidirectionnelle.

Plans schématiques

Dans la figure 8, nous pouvons observer le plan schématique de routage du module wifi, de la centrale inertielle, de l'ADC et des connecteurs de type entrée-sortie.

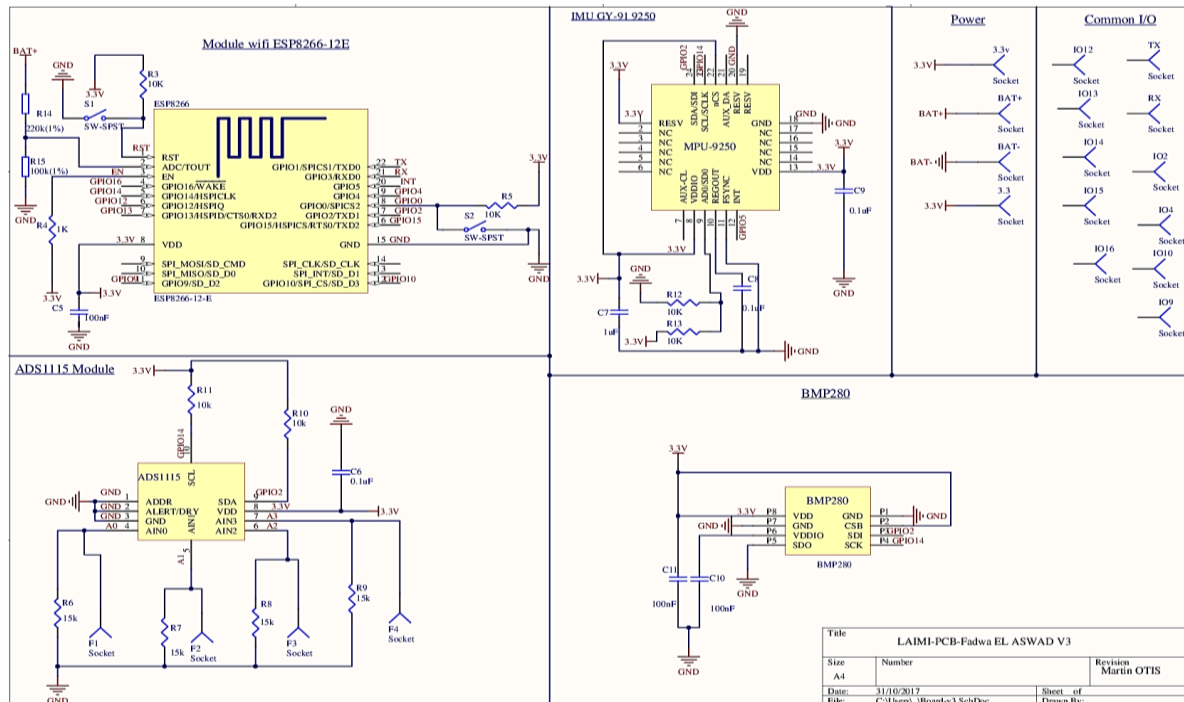


Figure 8. Schéma de routage du module Wifi, la centrale inertielle, l'ADC et le capteur de température
© F. El Aswad

Pour le MPU9250, les résistances R12 et le R13 sont connectées au pin d'adressage I2C, pour utiliser l'adresse *low* 0b110100 l'équivalente de 0x68, nous devons souder R12. Tandis que pour utiliser l'adresse *high* 0b110101 l'équivalente de 0x69, nous devons souder R13.

La figure 9 représente le schéma de routage de module de la gestion de batterie : chargeur et régulateur de tension.

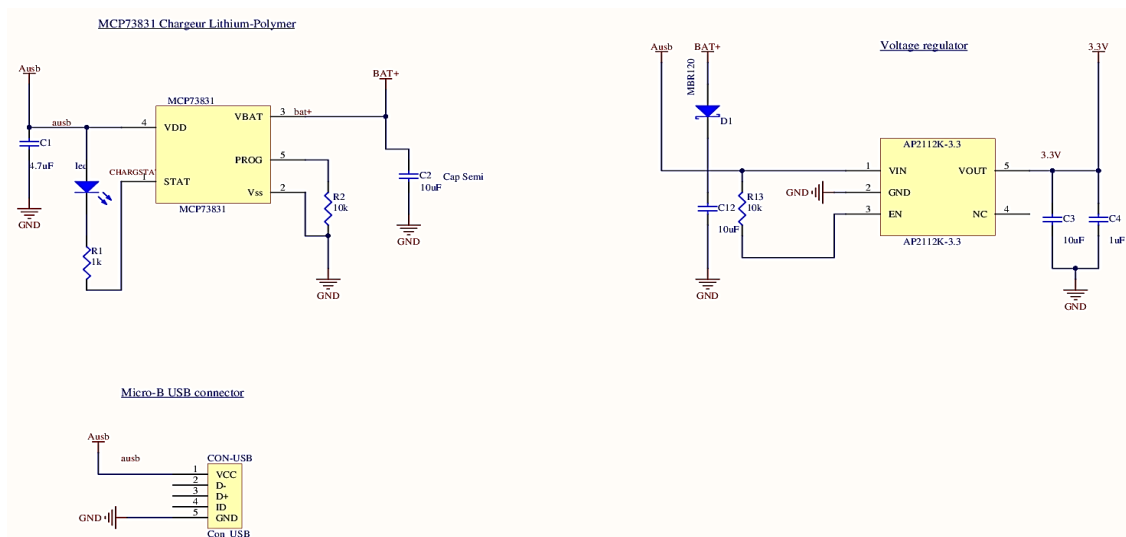


Figure 9. Schéma du routage du module de gestion de la batterie
© F. El Aswad

Topologie du circuit imprimé conçu

Sur la face supérieure illustrée par la figure 10-a se trouvent le module Wifi ainsi qu'un connecteur USB et deux interrupteurs (*switch*). Sur la face inférieure, figure 10-b, se trouvent le convertisseur analogique numérique (ADC), la centrale inertielle et les composants de la gestion de la batterie. De nombreuses connections sont ajoutées pour pouvoir les utiliser vers des dispositifs extérieurs au circuit (comme les capteurs de forces et les ports de communication UART et I²C).

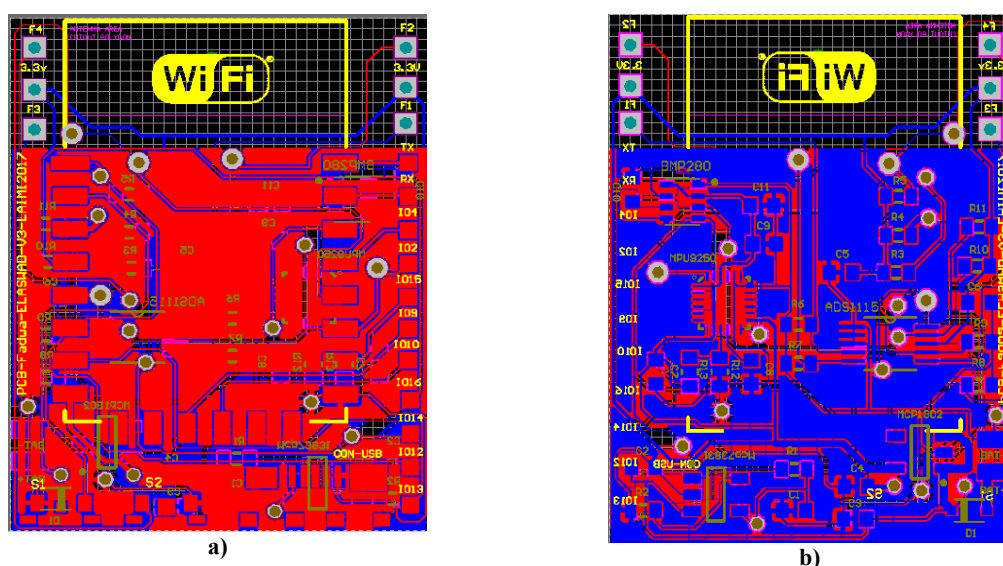


Figure 10. Topologie de l'électronique WiFi (deux couches) : a) Couche supérieure, b) Couche inférieure

© F. El Aswad

Le tableau 4 liste les connecteurs disponibles sur le circuit.

Tableau 4. Connecteurs disponibles sur le circuit

Identifiant	Fonction
3.3 et 3.3v	Pins 3.3V
BAT+; BAT-	Connecteurs de la batterie
F1, F2, F3 et F4	Entrées analogiques de l'ADC
TX	UART0_TXD; GPIO1
RX	UART0_RXD; GPIO3
IO2	I2C Serial Data; GPIO2
IO14	I2C Serial Clock; GPIO14
IO13	HSPI_MOSI; GPIO13
IO15	HSPICS; MTDO; UART0_RTS; GPIO15
IO16	GPIO16 ; Peut être utilisé pour faire sortir l'esp de son mode veille
IO9	GPIO9
IO10	GPIO10
IO4	GPIO4

Le coût total des composants est égal à 45.43\$ (hors taxes) pour la fabrication d'un seul PCB. Nous avons conçu trois versions des circuits des différentes tailles pour arriver à une taille finale plus optimisée de 24.13*31 mm et une consommation électrique minimisée (la consommation électrique est détaillée dans l'annexe 1). Le circuit est intégré par la suite dans la semelle représentée dans la figure 11a, dans l'arche du pied, tel que présenté par la figure 11b.

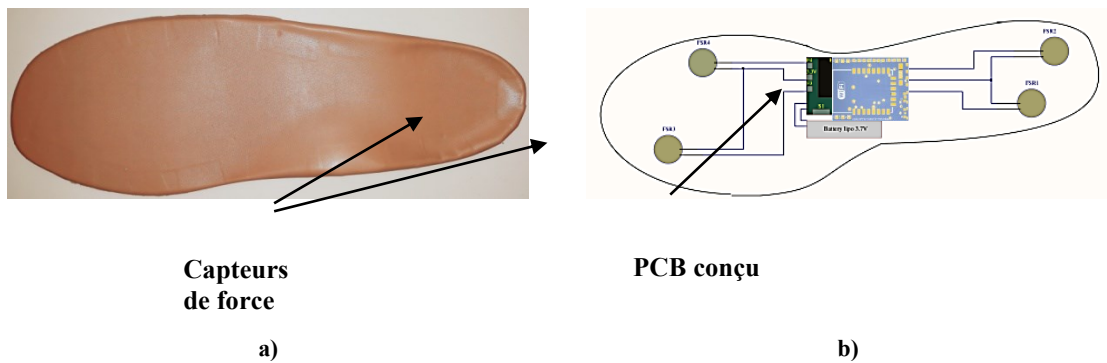


Figure 11. a) Illustration du modèle de la semelle instrumentée, b) Présentation du modèle conçu

© F. El Aswad

Nous avons utilisé un moule deux parties (figure 12) avec coulage par injection automatique sous pression, réalisé dans le cadre d'un projet de conception de moule et de fabrication des semelles intelligentes [57] au sein du laboratoire LAR.i pour fabriquer la semelle. En industrie, la technique de moulage par injection permet de produire des pièces à de grandes quantités. Étant sous forme liquide, la matière est injectée dans le moule et prend la trace de celui-ci.

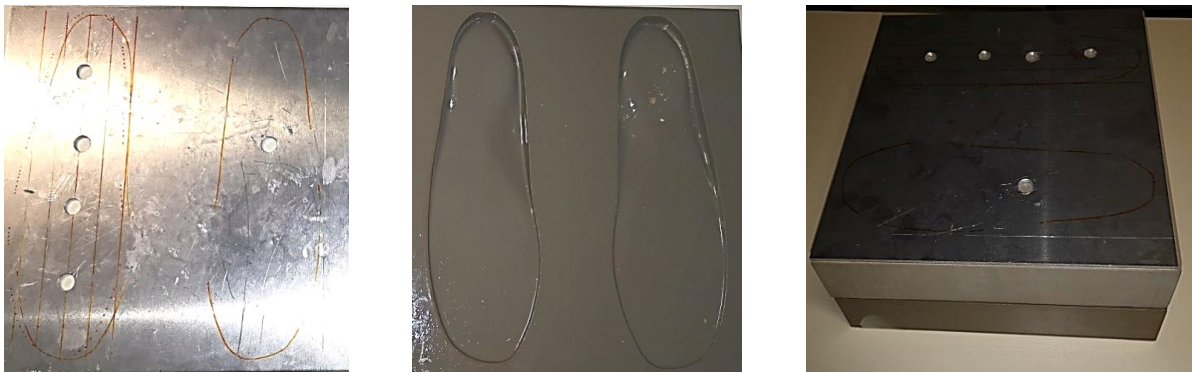


Figure 12. Illustration du moule deux parties

© F. El Aswad

Les matériaux de fabrication de la semelle ont été également choisis [57]. Nous avons positionné le PCB, les capteurs de pression et la batterie à l'intérieur de la semelle, comme le montre la figure 13, avant de procéder au moulage.

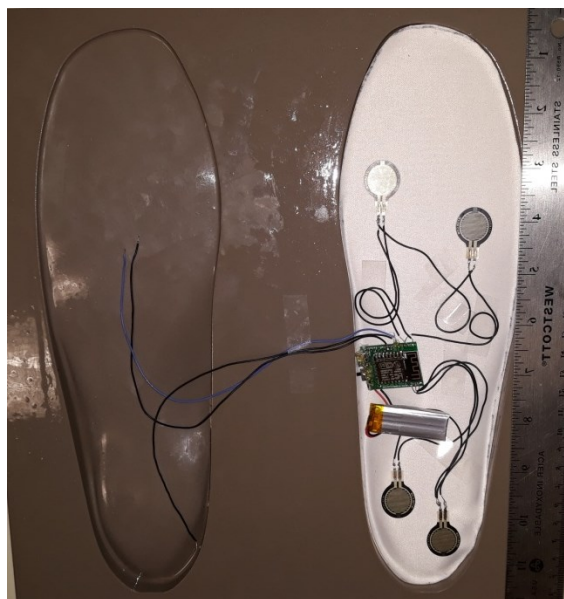


Figure 13. Positionnement des composants à l'intérieur de la semelle
© F. El Aswad

Au début, nous avons utilisé la silicone pour fabriquer la semelle (figure 14a), toutefois, nous avons eu un problème au niveau des capteurs de force (FSR) qui étaient toujours actifs. Au final, le problème a été réglé par l'utilisation d'un matériau plus léger, il s'agit d'une mousse flexible (FlexFoam-iT!-17, flexible polyurethane foam) pour le moulage de la semelle (figure 14b).



Figure 14. Moulage de la semelle, a) Avec la silicone, b) Avec la mousse flexible
© F. El Aswad

3.2.2. Choix des gestes

Nous avons défini les gestes à partir du dictionnaire des gestes présenté dans la revue de littérature [30].

La figure 15 représente le geste 1 : écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied. Le mouvement associé au geste 1 est composé d'un basculement vers l'avant du pied et d'une série de deux ou trois rotations puis le pied est à nouveau posé à plat au sol. Dans ce cas, les capteurs de force disposés au niveau de l'avant pied sont actifs et ceux disposés au niveau du talon sont inactifs.

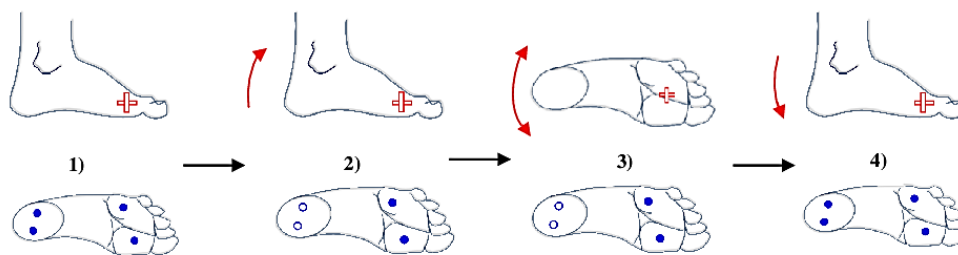


Figure 15. Geste d'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied

© F. El Aswad, M. J-D. Otis

La figure 16 représente le geste 2 : écrasement d'une cigarette avec le talon. Le mouvement associé au geste 2 est composé d'un basculement vers l'arrière du pied et d'une série de deux ou trois rotations puis le pied est à nouveau posé à plat au sol. Dans ce cas, les capteurs de force disposés au niveau de l'avant pied sont inactifs et ceux disposés au niveau du talon sont actifs.

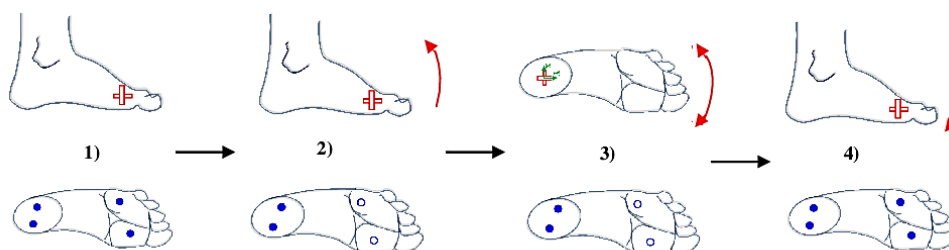


Figure 16. Geste d'écrasement d'une cigarette avec le talon

© F. El Aswad, M. J-D. Otis

La figure 17 illustre le geste 3 : tapotement avec l'avant-pied. Le mouvement associé au geste 3 est composé d'un tapotement avec l'avant du pied puis le pied est posé à nouveau à plat au sol. Dans ce cas, les capteurs de force disposés au niveau de l'avant pied sont inactifs et ceux disposés au niveau du talon sont actifs.

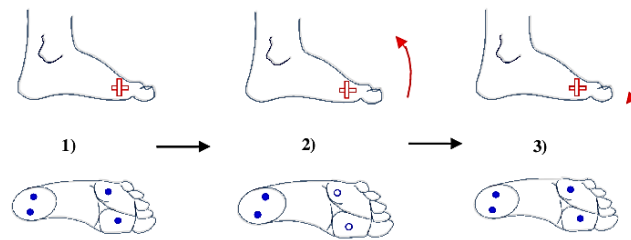


Figure 17. Geste de tapotement avec l'avant-pied

© F. El Aswad, M. J-D. Otis

La figure 18 illustre le geste 4 : tapotement avec le talon. Le mouvement associé au geste 4 est composé d'un tapotement avec le talon puis le pied est posé à nouveau à plat au sol. Dans ce cas, les capteurs de force disposés au niveau de l'avant pied sont actifs et ceux disposés au niveau du talon sont inactifs.

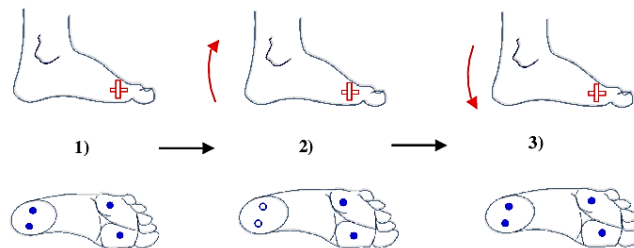


Figure 18. Geste de tapotement avec le talon

© F. El Aswad, M. J-D. Otis

La figure 19 illustre le geste 5 : Coup du pied vers le haut. Le mouvement associé au geste 5 est composé d'un basculement du pied vers l'avant puis vers le haut ensuite, le pied se pose à plat au sol. Dans ce cas, les quatre capteurs de force sont inactifs.

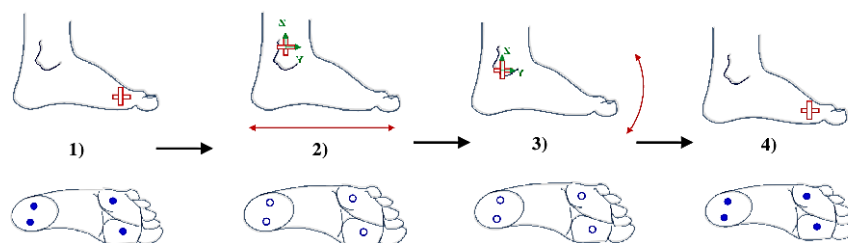


Figure 19. Geste de coup du pied

© F. El Aswad, M. J-D. Otis

La combinaison des gestes de différentes manières nous permettra d'élaborer des séquences qu'on pourra par la suite utiliser comme un modèle dans le but de piloter ou commander un robot pour effectuer une tâche particulière.

3.2.3. Description du poste de travail

3.2.3.1. *Système d'assemblage automobile : Collaboration*

Dans notre cas d'étude, le poste de travail, une chaîne de montage des pièces automobiles, a été construite de sorte à simuler un poste de travail où un opérateur travaille en collaboration avec un robot. Dans un premier temps, l'opérateur effectue les cycles d'assemblage avec le robot. Le robot visse les pièces et les passe à l'opérateur qui les pose dans la boîte. Pour l'élaboration du mode troisième main robotique, nous nous sommes intéressés à une tâche de collaboration avec le robot pour assister le travailleur dans l'assemblage d'un moteur électrique. Normalement, l'opérateur doit se déplacer pour ramener la pièce sur la chaîne et ensuite l'assembler. Cette opération implique que lors de l'assemblage, l'opérateur peut adapter des postures inconfortables pour réaliser sa tâche, s'il était tout seul. De plus, pour une telle tâche ces opérations peuvent mener à une perte du temps lors du déplacement. À cet effet, une illustration de l'utilisation d'un robot collaboratif serait intéressante pour réduire la charge de travail sur la biomécanique et contribuer par exemple à la prévention des problèmes musculo-squelettiques.

3.2.3.2. *Troisième main robotique*

Le mode "troisième main" vise à placer l'opérateur dans une position plus ergonomique. Il permet également d'enregistrer des tâches imprévues pour le robot qui pourraient être réutilisées plus tard.

L'opérateur téléguide le robot collaboratif pour assurer la synchronisation du processus du travail et pour que le robot lui donne la pièce nécessaire et la tienne au bon moment.

La figure 20 illustre le processus du travail de poste collaboratif, que nous avons proposé, sous forme d'une machine d'état.

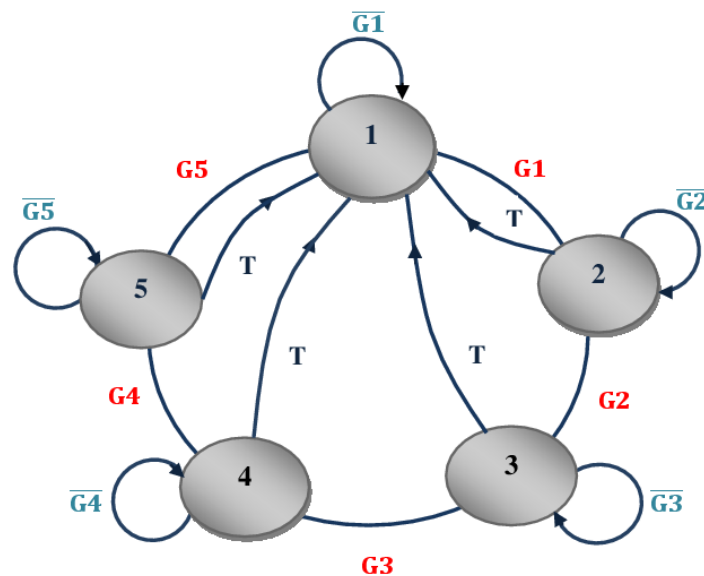


Figure 20. Machine d'état de processus du travail

1. Le robot exécute sa tâche normale, il attend la réalisation d'un geste par l'opérateur.
2. Basculement en mode troisième main robotique.
3. Commande de trajectoire rapide.
4. Commande de trajectoire précise.
5. Le robot tient le moteur pendant que l'opérateur le visse.
6. Arrêt du robot (reprise de la tâche normale).

T représente le temps d'attente du robot dans le même état lors d'exécution d'une séquence de tâches. Le temps T est fixé à cinq minutes et lors de son expiration, le robot reprend sa tâche à partir de l'état initial. Le délai T n'a pas été optimisé et a été défini par défaut.

Assimilation des commandes aux gestes choisis

Plusieurs recherches se sont intéressées aux méthodes d'interaction avec les systèmes intelligents basées sur les gestes du pied. Par exemple, Alexander et al. ont établi une

assimilation des gestes du pied à des commandes pour interagir avec des environnements virtuels comme les appareils mobiles [29]. De ce fait, dans le tableau 5, nous proposons les commandes associées aux gestes choisis pour contrôler le robot.

Tableau 5. Commande assimilée à chacun des gestes choisis

Geste	Commande Assimilée
G1 : Écrasement de cigarette avec l'avant du pied	Basculement en mode troisième main robotique
G2 : Écrasement de cigarette avec le talon	Commande d'approche rapide
G3 : Taper avec l'avant du pied	Commande d'approche précise
G4 : Taper avec le talon	Attraper une pièce dans la pince du robot
G5 : Coup du pied vers le haut	Arrêt du robot

Une base de données est nécessaire dans un problème de reconnaissance. Nous allons donc détailler, dans la section suivante, la méthodologie mise en œuvre pour l'acquisition des signaux et la formation de notre base de données.

3.3. Prétraitement des signaux

Les expériences d'acquisition des signaux se sont déroulées au sein du laboratoire LAR.i, *Laboratoire d'Automatique et de Robotique Interactive*, de l'UQAC. Nous avons enregistré les gestes du pied de l'auteure chaussée de la semelle instrumentée au pied gauche, en position assise et debout.

Nous avons calibré les capteurs utilisés pour avoir une lecture de zéro lorsque le dispositif est maintenu sur une surface horizontale.

Nous avons enregistré les signaux de l'accéléromètre sur trois axes, de gyroscope sur trois axes, des quatre capteurs FSR, et ceux de DMP, soient les angles d'Euler et les quaternions, pour chacun des gestes. Nous avons eu au total 16 signaux par geste.

Durant la réalisation des gestes, la semelle récolte les données des capteurs et les envoie via TCP, *Transmission Control Protocol* en anglais, à un ordinateur pour les sauvegarder par la suite dans une base de données. Ces données ont été traitées sur le logiciel de traitement de données MATLAB.

Nous avons développé un algorithme de prétraitement des signaux afin d'identifier les caractéristiques qui permettent de discriminer les différentes classes des gestes choisis.

3.3.1. Méthode 1 : Domaine temporel

3.3.1.1. Caractéristiques recueillies

- L'accélération du pied

La première caractéristique calculée est la norme des accélérations sur les trois axes soient AcX , AcY , et AcZ pour décrire l'accélération linéaire du pied lors de la réalisation des gestes.

- La vitesse angulaire du pied

La vitesse angulaire est mesurée à l'aide du gyroscope trois axes intégré dans la centrale inertielle. Nous calculons la norme de la vitesse angulaire sur chaque axe, soient VaX , VaY et VaZ .

- Les angles d'Euler

Les angles d'Euler, *Pitch*, *Roll* et *Yaw* sont mesurés pour décrire la rotation du pied par rapport à sa position précédente. D'après le théorème d'Euler, on peut passer d'une orientation à une autre en utilisant une suite de trois rotations élémentaires, cela est illustré dans la figure 21.

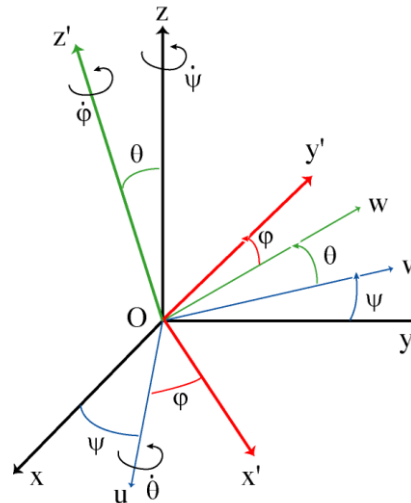


Figure 21. Passage du repère fixe (Oxyz) au repère mobile (Ox'y'z') en utilisant les angles d'Euler [58]

- Le précession (***Yaw***) : Rotation de Ψ autour de Oz, fait passer de (O,x,y,z) au référentiel (O,u,v,z) (en bleu).
- La nutation (***Pitch***) : Rotation de θ autour de Ou, fait passer de (O,u,v,z) à (O,u,w,z') (en vert).
- La rotation propre (***Roll***) : Rotation de ϕ autour de Oz', fait passer de (O,u,w,z') au référentiel lié au solide (O,x',y',z') (en rouge) [58].

(Ψ, θ, ϕ) signifie que nous commençons par une rotation de Ψ autour de l'axe Z suivi d'une rotation de θ autour du nouvel axe Y suivi d'une rotation de ϕ autour du nouvel axe X.

▪ Les capteurs de pression

Nous avons mesuré la pression du pied par rapport au sol à l'aide des capteurs de force (FSR). La fréquence d'émission des données par les FSRs est la même que celle de la centrale inertielle (soit 32 Hz), ce qui représente un total de 4x32 données soit 128 données à traiter à chaque seconde. Les données de quatre capteurs ont été réduites par le calcul de la somme de deux capteurs de l'avant-pied et la somme de deux capteurs du talon, nous avons calculé également la somme de quatre capteurs de force (F_{tot}).

Le tableau 6 regroupe les caractéristiques sélectionnées pour définir les différents gestes.

Tableau 6. Ensemble de caractéristiques des gestes choisis

Type	Descriptif	Nom respectif
Données extraites de l'accéléromètre	Norme de l'accélération sur trois axes	Nac
Données extraites du gyroscope	Norme de la vitesse angulaire sur trois axes	Ngy
Données extraites du DMP	Les angles d'Euler ; Pitch, Roll et Yaw	P, R, Y
Données extraites des capteurs de force (FSR)	La somme de deux capteurs de l'avant-pied et la somme de deux capteurs du talon	F1, F2
	La somme de quatre capteurs de force	F _{tot}

La segmentation des signaux a été faite sur une fenêtre de 25 données pour chaque caractéristique. Le début de la segmentation coïncide avec le début de la réalisation du geste. En comptant le nombre de caractéristiques présentées dans le tableau, nous obtenons 11 caractéristiques comme entrées pour l'apprentissage.

Les caractéristiques sélectionnées ont été utilisées pour composer les images d'entrée du réseau de neurones. Nous avons eu une matrice 2D pour chaque geste, constituée des caractéristiques choisies. Par la suite, chaque élément de la matrice a été converti en pixel. Chaque matrice est donc convertie en image. Puisque nous avons utilisé des images en niveaux de gris, la valeur de chaque pixel de la matrice est comprise entre 0 (indiquant noir) et 255 (indiquant blanc). Pour cette raison, nous avons normalisé les valeurs des caractéristiques choisies.

L'algorithme de prétraitement des signaux et de composition des images de la méthode temporelle se déroule comme suit :

1. Recueil des données des capteurs
2. Segmentation des signaux ; nous déterminons le début de chaque geste puis nous enregistrons les 25 premières données à partir de début.
3. Détermination de maximum de toutes les mesures de capteurs.
4. Calcul de la norme de l'accélération.
5. Calcul de la norme de la vitesse angulaire.
6. Calcul de la somme des capteurs de force (FSR) de l'avant pied, de la somme des FSRs du talon et de centre de pression.
7. Normalisation des données entre 0 et 1 ; division des données par le maximum préalablement mesuré.
8. Multiplication des données par 255 (pour avoir des données normalisées entre 0 et 255) et composition des matrices des pixels suivant la structure de l'image présentée par la figure 22.

La figure 22 illustre la disposition des caractéristiques dans l'image. Chaque image de geste est de 15*15 pixels, composée de 25 données pour chaque caractéristique sélectionnée.

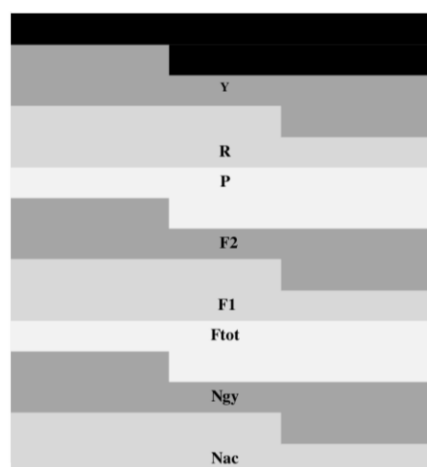


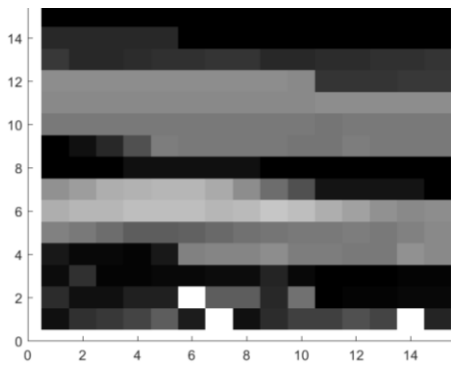
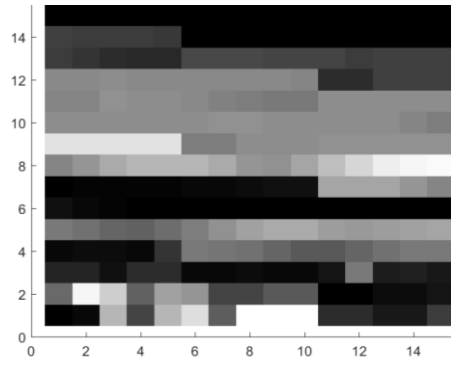
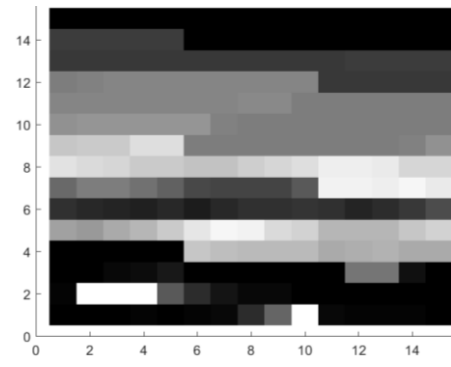
Figure 22. Présentation des caractéristiques sélectionnées dans les images

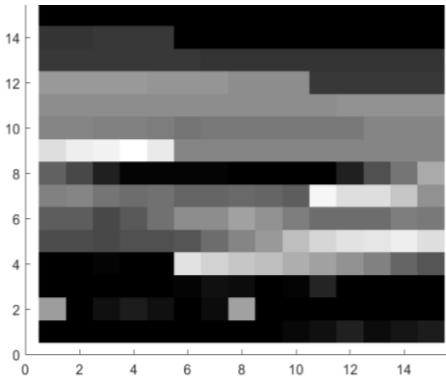
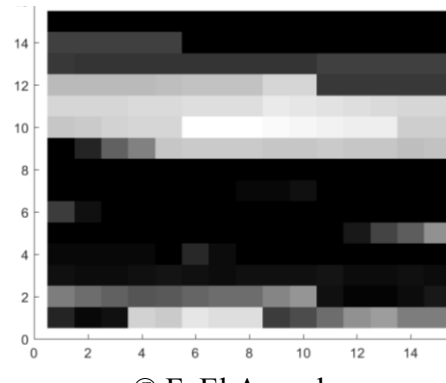
© F. El Aswad

3.3.1.2. *Aperçu des images des gestes choisis*

Le tableau 7 présente l'image correspondante à chaque geste, composée par les caractéristiques sélectionnées, ainsi que sa description.

Tableau 7. Présentation des images correspondantes aux gestes

Geste	Image caractéristique	Description
<i>Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied</i>		L'image correspondante au premier geste : Écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, montre bien la variation de la norme de l'accélération, de la vitesse angulaire et des angles d'Euler, les capteurs FSR arrières sont inactifs (noir) et ceux de l'avant pied sont actifs (niveau de gris).
<i>Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon</i>		L'image correspondante au deuxième geste : Écrasement d'une cigarette avec le talon, illustre également la variation de la norme de l'accélération, de la vitesse angulaire et des angles d'Euler, les capteurs FSR avants sont inactifs (mis à zéro) et ceux du talon sont actifs.
<i>Geste de tapotement avec l'avant-pied</i>		L'image correspondante au troisième geste : Tapotement avec l'avant-pied montre une courte variation au niveau des données de l'accéléromètre comparant au premier et deuxième geste. Les capteurs FSR de l'avant-pied sont mis à zéro et ceux du talon sont actifs.

Geste	Image caractéristique	Description
<i>Geste de tapotement avec le talon</i>		<p>L'image correspondante au quatrième geste : Tapotement avec le talon montre une petite variation au niveau des données de l'accéléromètre comparant au premier et deuxième geste.</p> <p>Les capteurs FSR de l'avant-pied sont actifs lors de l'exécution de geste et ceux du talon sont mis à zéro.</p>
<i>Geste de coup de pied vers le haut</i>		<p>L'image correspondante au cinquième geste : Coup du pied vers le haut montre bien une variation importante au niveau des données de l'accéléromètre et des angles d'Euler comparant aux autres gestes. Les quatre capteurs des gestes sont inactifs lors de l'exécution du geste.</p>

© F. El Aswad

Nous avons choisi des images différentes pour caractériser chacun des gestes. En revanche, nous avons remarqué que les données mesurées dans le domaine temporel varient sur les 25 données utilisées dans la composition des images des gestes.

Dans la section suivante, nous allons présenter une autre méthode basée sur les calculs statistiques afin de sélectionner de nouvelles caractéristiques plus pertinentes et de composer de nouvelles images des gestes.

3.3.2. Méthode 2 : Analyse statistique

3.3.2.1. Paramètres proposés

Dans cette méthode, les caractéristiques extraites des signaux acquis se différencient par rapport à la précédente. De plus, nous avons mesuré les quaternions puisqu'ils sont plus

simples à composer que les angles d'Euler. Les quaternions fournissent une notation mathématique pour représenter l'orientation et la rotation d'objets.

De plus, le choix des quaternions évite le problème de blocage de cadran appelé *gimbal lock* en anglais. Il s'agit de la perte d'un degré de liberté quand les axes de deux des trois cadrans utilisés pour effectuer les rotations ont la même direction.

Un quaternion a quatre composantes : $q1, q2, q3$ et $q4$ telles que :

$$Q = 1. q1 + i. q2 + j. q3 + k. q4, \text{ avec } i^2 = -1, j^2 = -1, k^2 = -1$$

Nous avons réalisé des calculs statistiques sur les données de l'accélération du pied sur trois axes, la vitesse angulaire du pied sur trois axes, les angles d'Euler, les quaternions, et les capteurs FSR. Nous avons réalisé les calculs sur la somme des capteurs FSR disposés dans l'avant du pied, $F1$, et celle des capteurs FSR disposés dans le talon, $F2$.

Le tableau 8 présente les caractéristiques calculées à partir des données des capteurs.

Tableau 8. Caractéristiques calculées dans l'analyse statistique

	Accélération du pied	Vitesse angulaire	Angles d'Euler	Quaternions	Capteurs FSR
Moyenne	$AcX_m, AcY_m,$ AcZ_m, Na_m	$VaX_m,$ $VaY_m,$ VaZ_m	$P_m,$ $R_m,$ Y_m	$q1_m, q2_m,$ $q3_m, q4_m$	$F1_m,$ $F2_m$
Variance	$AcX_{var},$ $AcY_{var},$ AcZ_{var}	$VaX_{var},$ $VaY_{var},$ VaZ_{var}	$P_{var},$ $R_{var},$ Y_{var}	$q1_{var}, q2_{var},$ $q3_{var}, q4_{var}$	$F1_{var},$ $F2_{var}$
Ecart type	$AcX_{std},$ $AcY_{std},$ AcZ_{std}	$VaX_{std},$ $VaY_{std},$ VaZ_{std}	$P_{std},$ $R_{std},$ Y_{std}	$q1_{std}, q2_{std},$ $q3_{std}, q4_{std}$	$F1_{std},$ $F2_{std}$
Skewness	$AcX_{skew},$ $AcY_{skew},$ AcZ_{skew}	$VaX_{skew},$ $VaY_{skew},$ VaZ_{skew}	$P_{skew},$ $R_{skew},$ Y_{skew}	$q1_{skew}, q2_{skew},$ $q3_{skew}, q4_{skew}$	$F1_{skew},$ $F2_{skew}$
Kurtosis	$AcX_{kurt},$ $AcY_{kurt},$ AcZ_{kurt}	$VaX_{kurt},$ $VaY_{kurt},$ VaZ_{kurt}	$P_{kurt},$ $R_{kurt},$ Y_{kurt}	$q1_{kurt}, q2_{kurt},$ $q3_{kurt}, q4_{kurt}$	$F1_{kurt},$ $F2_{kurt}$
RMS	$AcX_{rms},$ $AcY_{rms},$ AcZ_{rms}	$VaX_{rms},$ $VaY_{rms},$ VaZ_{rms}	$P_{rms},$ $R_{rms},$ Y_{rms}	$q1_{rms}, q2_{rms},$ $q3_{rms}, q4_{rms}$	$F1_{rms},$ $F2_{rms}$

3.3.2.2. *Les caractéristiques sélectionnées*

En comptant le nombre des caractéristiques présentées dans le tableau 8, en utilisant les calculs statistiques des données, nous obtenons 78 caractéristiques comme entrées pour l'apprentissage (les tableaux de calculs statistiques sont présentés dans l'annexe 2). La réduction de ce nombre pourrait réduire la complexité et le temps de calcul ainsi que le taux d'erreurs. Pour réduire le nombre de caractéristiques, nous avons utilisé l'analyse de la variance à l'aide du teste ANOVA qui vise à comparer les différences significatives entre les caractéristiques. Nous avons utilisé cette technique afin de déterminer si une caractéristique permet ou non une bonne séparabilité entre les différents gestes.

À la suite de l'analyse de variance, nous avons sélectionné les 3 caractéristiques différentes pour chaque geste, la moyenne de la norme de l'accélération, la moyenne des capteurs FSR de l'avant-pied et la moyenne des capteurs FSR du talon, soient Nam , $F1m$ et $F2m$. Nous avons déterminé les histogrammes des signaux de Nam , $F1m$ et $F2m$ afin de visualiser les variations d'amplitudes des signaux et de fixer des seuils d'activation des capteurs de force (FSR) et de variation de la moyenne de la norme d'accélération pour avoir des images identiques pour chacun des gestes.

Nous avons composé des nouvelles images de 11*11 pixels, pour diminuer la complexité et le temps d'apprentissage, formées des caractéristiques adoptées.

La composition des images ainsi que les images des gestes sont représentées par la figure 23.

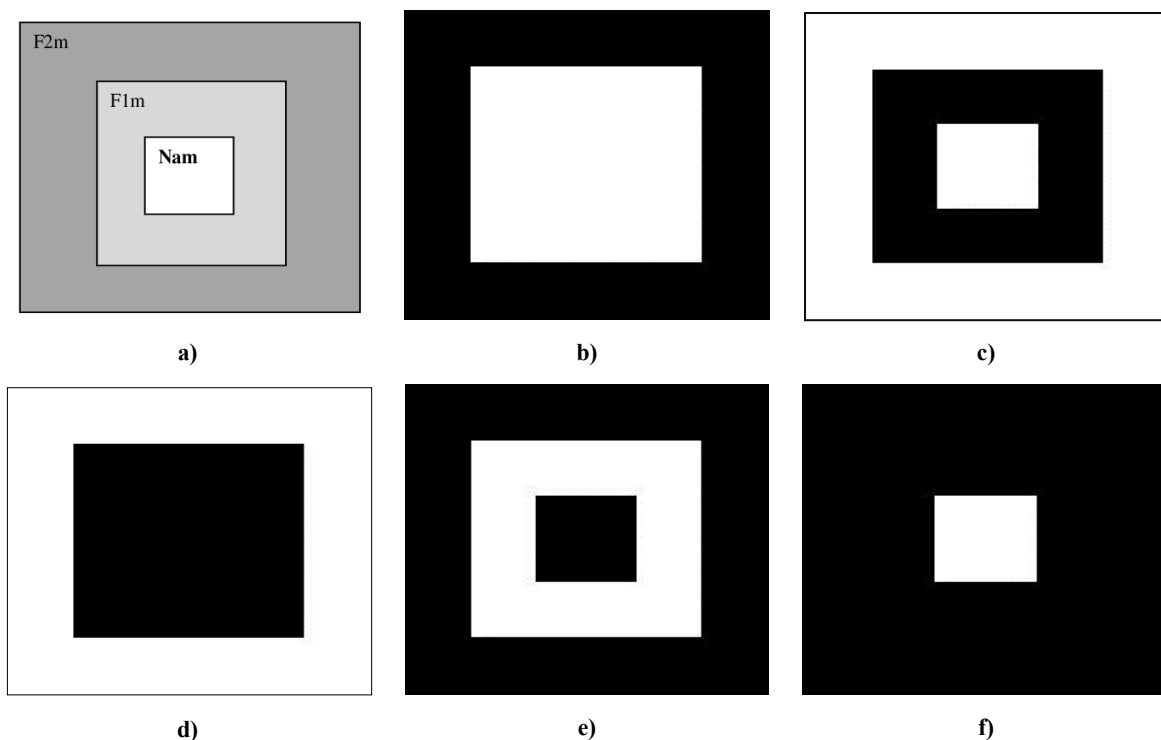


Figure 23. Les images caractéristiques des gestes : a) Présentation des caractéristiques sélectionnées en image, b) Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, c) Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, d) Geste de tapotement avec l'avant-pied, e) Geste de tapotement avec le talon, f) Geste de coup du pied vers le haut

© F. El Aswad

Pour faciliter l'apprentissage du réseau des neurones, nous avons pensé à modéliser les caractéristiques à l'aide des formes géométriques ; le carré, le rectangle et le triangle représentant respectivement la moyenne de la norme de l'accélération *Nam*, la moyenne des capteurs FSR de l'avant-pied *F1m* et la moyenne des capteurs FSR du talon *F2m*.

Cette méthode de transformation des données est appelée "*Data Wrangling*" en anglais. En effet, les données brutes sont transformées à un autre format afin d'en rendre l'utilisation plus facile. La figure 24 présente les images, de 9*9 pixels, qui caractérisent chaque geste.

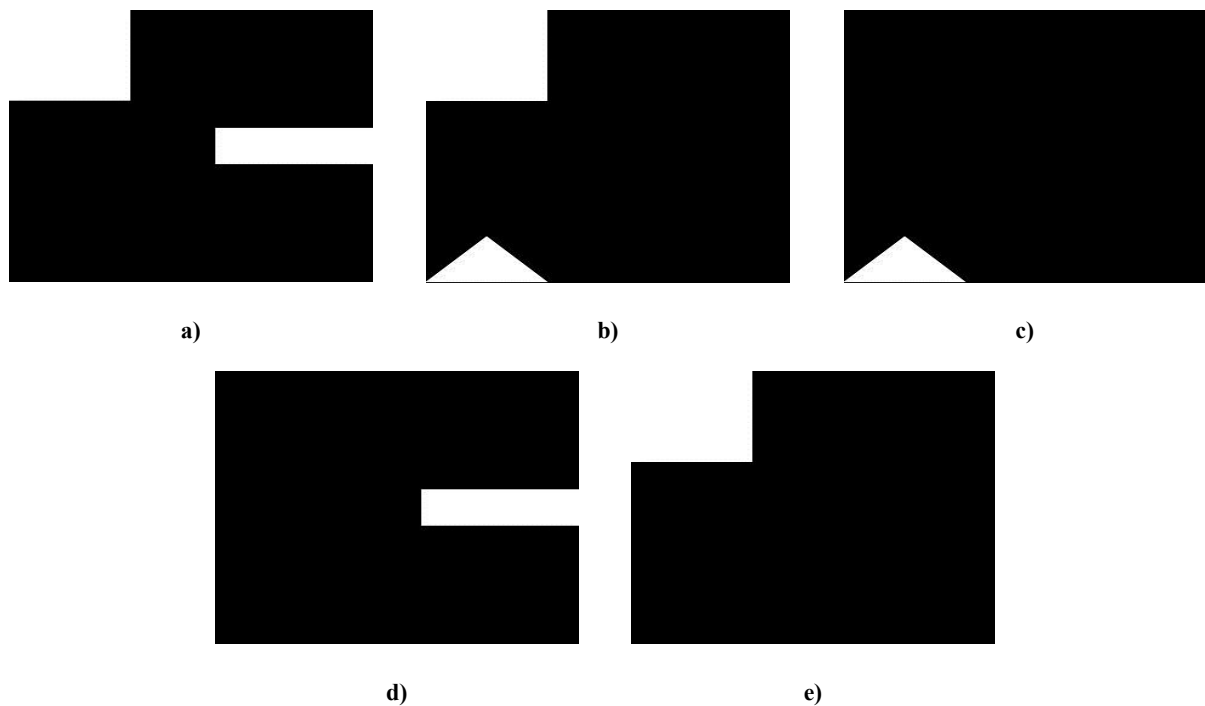


Figure 24. Les images caractéristiques des gestes : a) Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, b) Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, c) Geste de tapotement avec l'avant-pied, d) Geste de tapotement avec le talon, e) Geste de coup du pied vers le haut

© F. El Aswad

3.4. Classification avec les réseaux de neurones convolutifs

Les CNNs constituent une option intéressante dans les méthodes d'apprentissage profond, *deep-learning* ou DNN pour *Deep Neural Network*. De nos jours, les CNN sont priorisées dans les applications de classification des images. Dans la section suivante, nous allons détailler le principe de fonctionnement des CNNs.

3.4.1. Architecture du CNN

Les CNNs sont utilisés dans des applications différentes de classification des images et des vidéos. En effet, une image est présentée à son entrée, sous la forme d'une matrice de pixels. Il existe deux types d'images, les images de deux dimensions qui sont en niveaux de gris, ou les images de couleur qui ont trois dimensions pour représenter la base des couleurs

(Rouge, Vert, Bleu). Dans notre application, nous allons nous contenter des images 2D, afin de minimiser le temps de calcul, le nombre des couches de CNN, ainsi que la complexité du problème.

Le CNN est constitué principalement de deux parties. La partie de convolution et la partie de couches entièrement connectées, ou perceptron multicouche.

3.4.1.1. La convolution

La partie convolutive est la première partie du CNN. En effet, son rôle consiste à extraire les caractéristiques des images présentées à son entrée. Lors de cette étape, un filtrage est appliqué à l'image afin de déterminer l'ensemble de ses informations importantes.

3.4.1.2. Le "pooling"

Les images filtrées passent par la deuxième couche du CNN ; "Pool". Le rôle de cette partie consiste à réduire la taille de l'image en préservant ses informations les plus importantes. En effet, une fenêtre glissante, habituellement de taille 2*2 ou 3*3 pixels, parcourt l'image et réduit sa taille en utilisant une opération de maximum local. La diminution de la taille de l'image réduit la charge de calcul et facilite, par conséquent, la tâche pour les couches suivantes.

3.4.1.3. L'Unité Rectifié Linéaire (Relu)

Dans cette couche, chaque valeur négative sera remplacée par zéro, donc il n'y aura pas un changement au niveau de la taille de l'image.

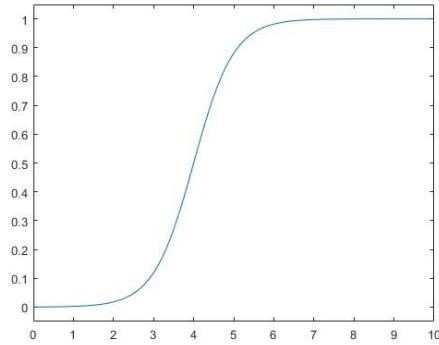
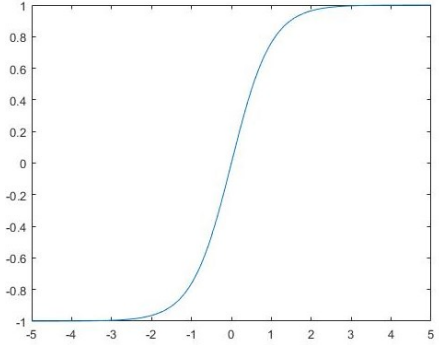
3.4.1.4. Couche entièrement connectée (FC)

La couche entièrement connectée, ou " *fully connected* " en anglais est un perceptron multicouche qui combine les caractéristiques des images et produit une probabilité d'appartenance à chaque classe présentée dans la phase d'apprentissage. L'activation des neurones de cette couche est une fonction non linéaire limitée dans l'intervalle de 0 à 1.

À leur entrée, les neurones appliquent deux opérations : une combinaison linéaire de celles-ci avec les poids du réseau, qui sont les paramètres du réseau, et la fonction d'activation non linéaire appliquée en sortie du neurone.

Les fonctions d'activation, non linéaires, les plus utilisées sont représentées dans le tableau 9.

Tableau 9. Les fonctions d'activations les plus utilisées

Nom de la fonction	Formule	Présentation
Sigmoïde (Ou logistique)	$\frac{1}{1 + e^x}$	
Tangente hyperbolique	$\frac{e^x e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$	 © F. El Aswad

3.4.2. Apprentissage du CNN

Pour l'apprentissage du réseau de neurones, nous avons plusieurs étapes. D'abord, les différents gestes sont codés en images pour créer une base de données pour l'apprentissage. Ensuite, plusieurs combinaisons de structures du réseau sont testées jusqu'à obtenir un meilleur taux de reconnaissance. L'algorithme d'optimisation utilisé est la rétro-propagation ou *Back-propagation*, qui est basée sur la méthode du gradient à forte descente. Dans cette

approche, les images des gestes sont présentées à la couche de convolution du réseau. Ensuite, la taille de l'image est réduite dans la couche de "*pooling*". Par la suite, chaque valeur négative est remplacée par zéro dans la couche de Relu. Enfin, la couche FC combine les caractéristiques des images et décide sa probabilité d'appartenance aux classes prédéfinies. Au cas où la réponse de sortie diffère de celle désirée, une erreur est calculée. Cette dernière est ensuite rétro-propagée vers les couches cachées pour la minimiser. La matrice de confusion est utilisée afin de déterminer les performances du système de classification.

Après avoir testé le réseau de neurones convolutif en utilisant les différentes caractéristiques retenues à partir de deux méthodes : temporelle et statistique, nous avons déterminé les performances de notre système de reconnaissance en utilisant les matrices de confusions. Ensuite, nous avons établi une méthode afin d'éviter de confondre les gestes du pied avec la marche humaine, celle-ci sera décrite dans la suite de ce mémoire.

3.5. Commande du robot

Dans cette section, nous allons présenter la méthode permettant de différencier le signal de la marche de la position de repos ainsi que l'algorithme de notre système de reconnaissance des gestes dans un poste de travail collaboratif.

3.5.1. Aperçu de signal de la marche

Le signal d'accélération du pied de la figure 25 illustre clairement la facilité de distinguer, à partir de l'activité du signal enregistré, les segments du signal propre à la marche (rectangle en point-tiret) et de ceux propres à la position de repos (rectangle en pointillé).

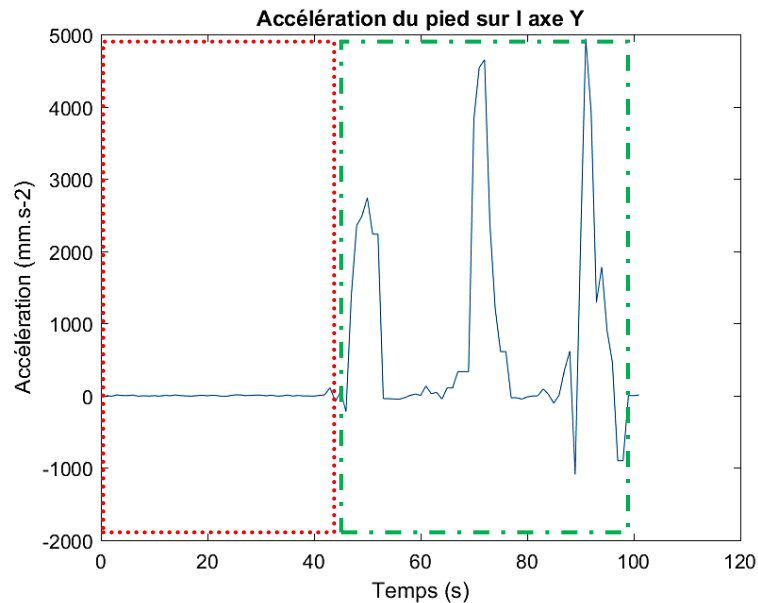


Figure 25. Accélération du pied sur l'axe Y lors de la marche

Pour la situation où la personne est en position statique, l'accélération du pied sur l'axe Y est linéaire et toujours égale à environ 11 mm.s^{-2} . Lors de la marche, l'accélération atteint 5000 mm.s^{-2} . Par conséquent, les signaux de la marche peuvent être facilement distingués des signaux d'une personne en position statique. Nous pouvons ainsi fixer un seuil de 1000 mm.s^{-2} , au-delà de ce seuil, nous pouvons déduire que la personne est en train de marcher.

3.5.2. Organigramme de l'algorithme de reconnaissance des gestes

L'algorithme de notre système est illustré par la figure 26, se déroule comme suit. Tout d'abord, l'acquisition des données est réalisée par la semelle instrumentée. Cette dernière récupère l'amplitude de l'accélération du pied sur l'axe Y. Ensuite, si l'amplitude de l'accélération du pied sur l'axe Y atteint ou dépasse 1000 mm.s^{-2} , alors l'utilisateur est en train de marcher, donc l'acquisition des données se continue, sinon si l'accélération du pied sur l'axe Y est inférieure à 1000 mm.s^{-2} , alors l'utilisateur est en position statique. Nous attendons pendant cinq minutes, si un nouveau geste est détecté, nous passons au prétraitement des signaux, puis à la composition des images des gestes qui seront en entrée du CNN qui

reconnaitra le geste réalisé. L'information concernant le geste effectué est transmise au robot qui va réaliser la commande assimilée à ce geste.

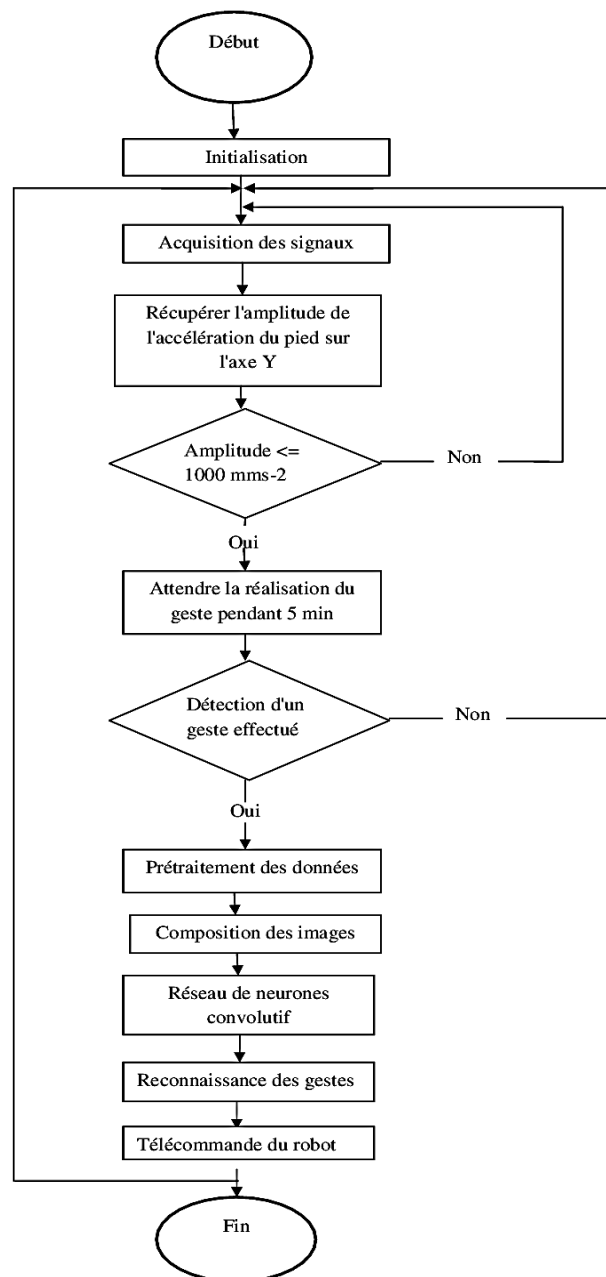


Figure 26. Algorithme du système proposé
© F. El Aswad

Pour intégrer le système proposé dans la semelle instrumentée, nous avons codé l'algorithme de traitement de données avec l'IDE Arduino dans l'ESP8266-12E. Tel que présenté dans la figure 27, la semelle transmet des informations concernant les gestes réalisés par l'opérateur à un ordinateur qui effectue la reconnaissance des gestes et transmet

l'information concernant le geste réalisé au robot. Nous avons utilisé le robot UR5 pour concevoir une cellule de travail. Il s'agit d'un bras robotisé collaboratif léger et facile à programmer [59]. Nous avons réalisé plusieurs tests de communication entre la semelle et le robot, en utilisant les sockets, plus précisément le protocole de transmission TCP.

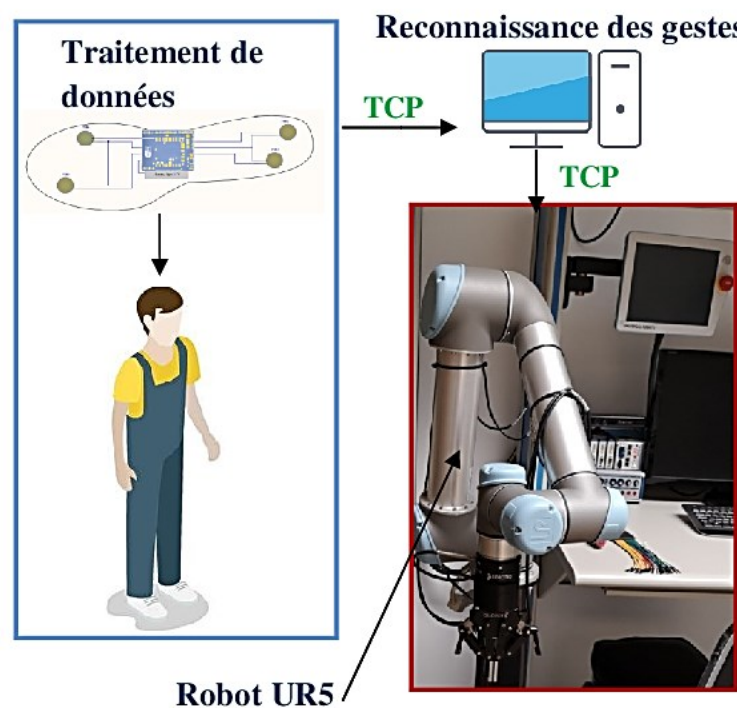


Figure 27. Représentation de système proposé

© F. El Aswad

3.6. Conclusion

Ce chapitre a présenté la démarche préconisée permettant d'évaluer la reconnaissance des gestes d'un opérateur dans un poste de travail collaboratif. Nous avons détaillé notre méthodologie de sélection des caractéristiques et notre démarche de prétraitement des données allant de protocole d'acquisition des données jusqu'à la classification en utilisant les réseaux de neurones convolutif.

En ce qui concerne le protocole d'acquisition, nous avons décrit le développement de notre instrument de mesure, le choix des gestes du pied qui seront utilisés pour commander le robot ainsi que la commande assimilée à chacun des gestes. Pour le prétraitement des signaux,

nous avons détaillé les étapes de sélection des caractéristiques. Le recueil de caractéristiques a été effectué selon deux méthodes : temporelle et statistique. Nous avons sélectionné huit (8) caractéristiques en utilisant la méthode temporelle pour discriminer les gestes du pied. Ensuite, trois (3) caractéristiques ont été extraites en utilisant la méthode statistique qui repose sur la méthode d'analyse de variance ANOVA. Puis, pour la classification, nous avons expliqué l'architecture du réseau de neurones convolutif et la méthode d'apprentissage adoptée. Enfin, nous avons présenté l'algorithme de notre système ainsi que la méthode de discrimination de signal de la marche, des signaux des gestes choisis.

Dans le prochain chapitre, nous présenterons les résultats obtenus à la suite de la méthodologie proposée.

CHAPITRE 4 :

Résultats et discussions

4.1. Introduction

Dans le cadre de notre projet, le réseau de neurones convolutif est adapté pour l'apprentissage des gestes du pied dont les caractéristiques sont présentées sous forme d'images 2D. Le réseau de neurones convolutif combine les informations des images en entrée afin d'établir un système capable d'identifier les informations utiles de ces images, pour prédire enfin la sortie ayant la plus forte probabilité d'appartenance aux classes prédéfinies. Le principal facteur indiquant la performance du réseau de neurones est le taux de classification. Il serait donc pertinent de varier les paramètres d'apprentissage et de faire plusieurs tests avec des images différentes pour atteindre un meilleur taux d'apprentissage.

D'ailleurs, nous nous sommes basées sur cette technique pour évaluer notre système d'apprentissage.

Dans ce chapitre, nous allons, dans un premier temps, présenter les signaux acquis pour chaque geste (**il importe de prendre en considération que les axes sont inversés puisque la centrale inertielle est disposée dans la couche inférieure du circuit que nous avons conçu pour l'acquisition des données**). Puis, dans un second temps, nous allons présenter nos choix des caractéristiques extraites de ces signaux en utilisant la méthode temporelle et celle de l'analyse statistique. Par la suite, nous exposerons nos choix d'architectures du réseau et les résultats que nous obtenons en appliquant notre solution. Ensuite, nous présenterons l'optimisation de la solution proposée. Enfin, nous conclurons le chapitre par le meilleur ensemble de caractéristiques retenu.

4.2. Aperçu des signaux

Tel qu'expliqué dans le chapitre 3, nous avons choisi cinq gestes du pied à reconnaître. Pour pouvoir transmettre l'information au robot, nous voulons avoir un meilleur taux de reconnaissance des gestes. Nous allons déterminer un minimum des caractéristiques pour optimiser notre système et diminuer le temps de calcul. Nous allons présenter les meilleurs résultats obtenus à partir de l'ensemble des caractéristiques déterminé à la suite de l'étape de prétraitement des signaux. Pour l'apprentissage du CNN, nous avons quantifié nos gestes de la base d'apprentissage. Chaque geste est représenté par une image descriptive. Pour atteindre un meilleur taux d'apprentissage, nous avons fait plusieurs tests avec des images différentes, en variant aussi les paramètres d'apprentissage. L'algorithme de prétraitement des signaux a été développé en premier sur le logiciel Matlab pour pouvoir visualiser facilement les signaux, optimiser leur traitement et effectuer les tests nécessaires pour générer les images. Par la suite, il fallait le transférer en C++, avec l'IDE Arduino pour être en mesure de le faire fonctionner dans la semelle instrumentée.

4.2.1. Les accélérations du pied

Les signaux (de la figure 28), recueillis de l'accéléromètre, montrent bien une différence au niveau de l'accélération pour les cinq gestes. En effet, pour les gestes G1 (figure 28-a), G2 (figure 28-b) et G5 (figure 28-e), l'accélération linéaire du pied sur l'axe X atteint une amplitude élevée pendant une longue durée (par exemple durant 20-28s pour G1, durant 25-37s pour G2 et durant 18-25s pour G5). En revanche, pour le geste G3 (figure 28-c), l'accélération linéaire du pied sur l'axe X atteint une amplitude moins élevée que celles des gestes G1, G2 et G3, pendant une courte durée (par exemple, durant 31-34s). Pour le geste G4 (figure 28-d), l'amplitude de l'accélération linéaire est faible, d'une valeur moyenne aux alentours de 5 mm.s^{-2} (ne dépasse pas le 28 mm.s^{-2}).

De même, pour le geste G1 (figure 28-a), l'amplitude de l'accélération linéaire du pied sur l'axe Z présente deux pics d'une courte durée, et atteint jusqu'à 2500 mm.s^{-2} (pour $t=12\text{s}$ et $t=20\text{s}$). Pour le geste G2 (figure 28-b), l'amplitude de l'accélération linéaire du pied sur l'axe Z présente également deux pics d'une courte durée et atteint jusqu'à 2200 mm.s^{-2} (pour $t=12\text{s}$). Toutefois, l'accélération linéaire du pied sur l'axe Z du geste 3 (figure 28-c) atteint une amplitude élevée (par exemple, durant 29-35s), cela est expliqué par l'action de lever de l'avant du pied lors de la réalisation du geste. Pour le geste G4 (figure 28-d), l'amplitude de l'accélération linéaire sur l'axe Z présente plusieurs pics et atteint 3700 mm.s^{-2} , cela est dû à l'action de lever du talon lors de la réalisation du geste. Pour le geste G5 (figure 28-e), l'accélération linéaire du pied sur l'axe Z atteint une amplitude élevée qui atteint 3500 mm.s^{-2} pendant une longue durée (par exemple durant 20-24s), et c'est dû au mouvement de coup du pied vers le haut lors de la réalisation du geste.

De plus, il est possible de voir que les variations de l'accélération linéaire sur l'axe Y sont relativement importantes, dépendamment du geste effectué.

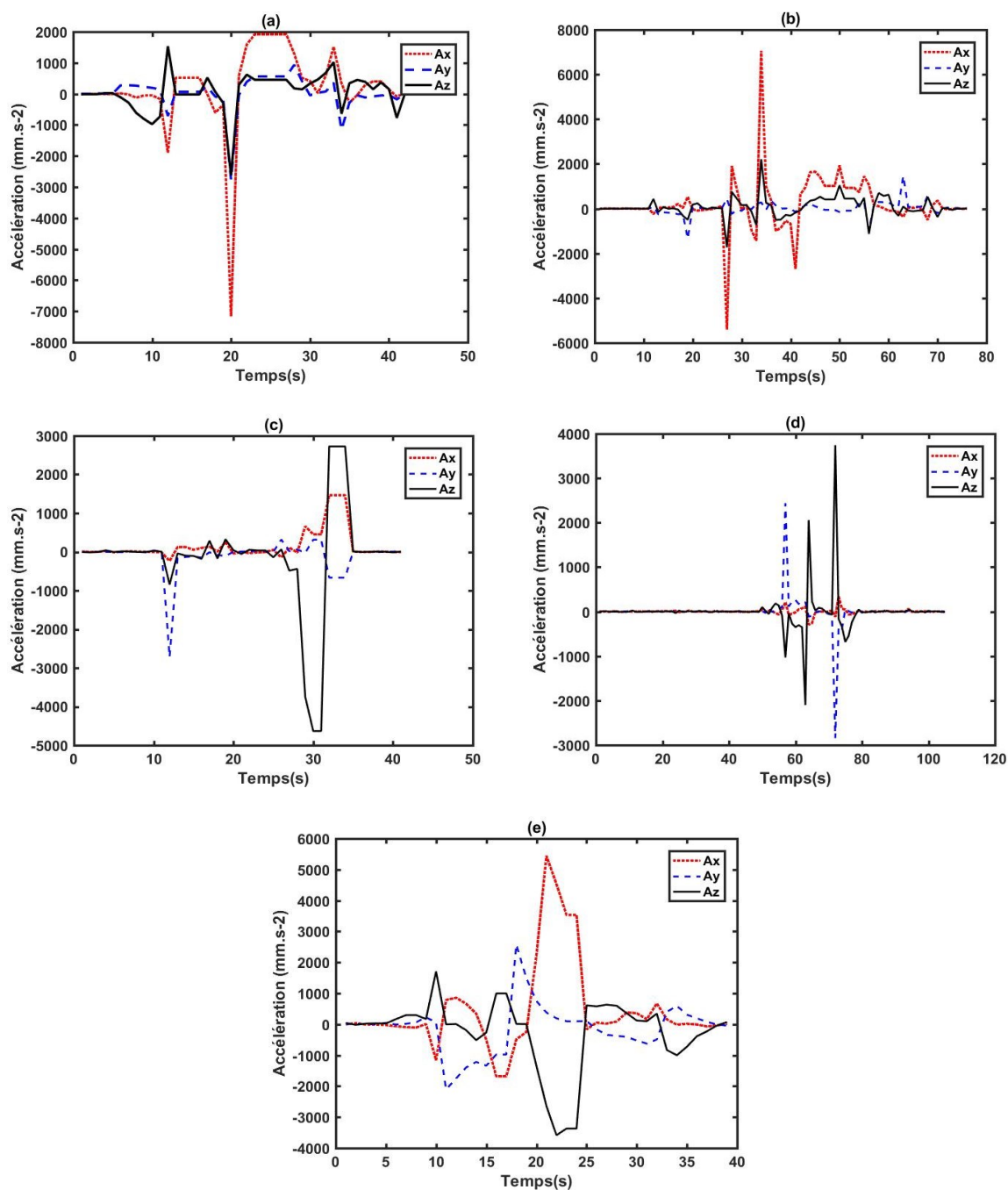


Figure 28. Illustration des accélérations sur trois axes des cinq gestes : a) G1 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, b) G2 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, c) G3 : Geste de tapotement avec l'avant-pied, d) G4 : Geste de tapotement avec le talon, e) G5 : Geste de coup du pied vers le haut

4.2.2. Les vitesses angulaires du pied

Les signaux illustrés par la figure 29, recueillis de gyroscope, montrent une différence au niveau de la vitesse angulaire du pied pour les gestes effectués.

En effet, pour les gestes G1 (figure 29-a) et G2 (figure 29-b), l'amplitude de la vitesse angulaire sur l'axe X présente quelques pics de courtes durées et atteint jusqu'à $100^{\circ} \cdot s^{-1}$ (par exemple, à l'instant $t = 20$ s pour G1). Pour les gestes G3 (figure 29-c), G4 (figure 29-d) et G5 (figure 29-e), l'amplitude de la vitesse angulaire sur l'axe X présente deux pics importants (par exemple, durant 30-34 s pour G3), cela est expliqué par l'action de lever et de poser l'avant du pied pendant la réalisation du geste.

La variation de l'amplitude de la vitesse angulaire sur l'axe Z diffère également selon le geste. Pour les gestes G1 et G2, la vitesse angulaire présente des pics de courtes durées qui atteignent des amplitudes élevées (par exemple, à l'instant $t = 20$ s pour G1). Ceci est dû aux séries de rotations réalisées par le pied autour de l'axe Z. En revanche, nous pouvons observer que pour les gestes G3 et G4, l'amplitude de la vitesse angulaire sur l'axe Z est faible.

Pour le geste G5, la vitesse angulaire sur l'axe Z atteint une amplitude de $95^{\circ} \cdot s^{-1}$ durant 22-24s.

Les variations de l'accélération linéaire sur l'axe Y sont relativement importantes selon le geste réalisé.

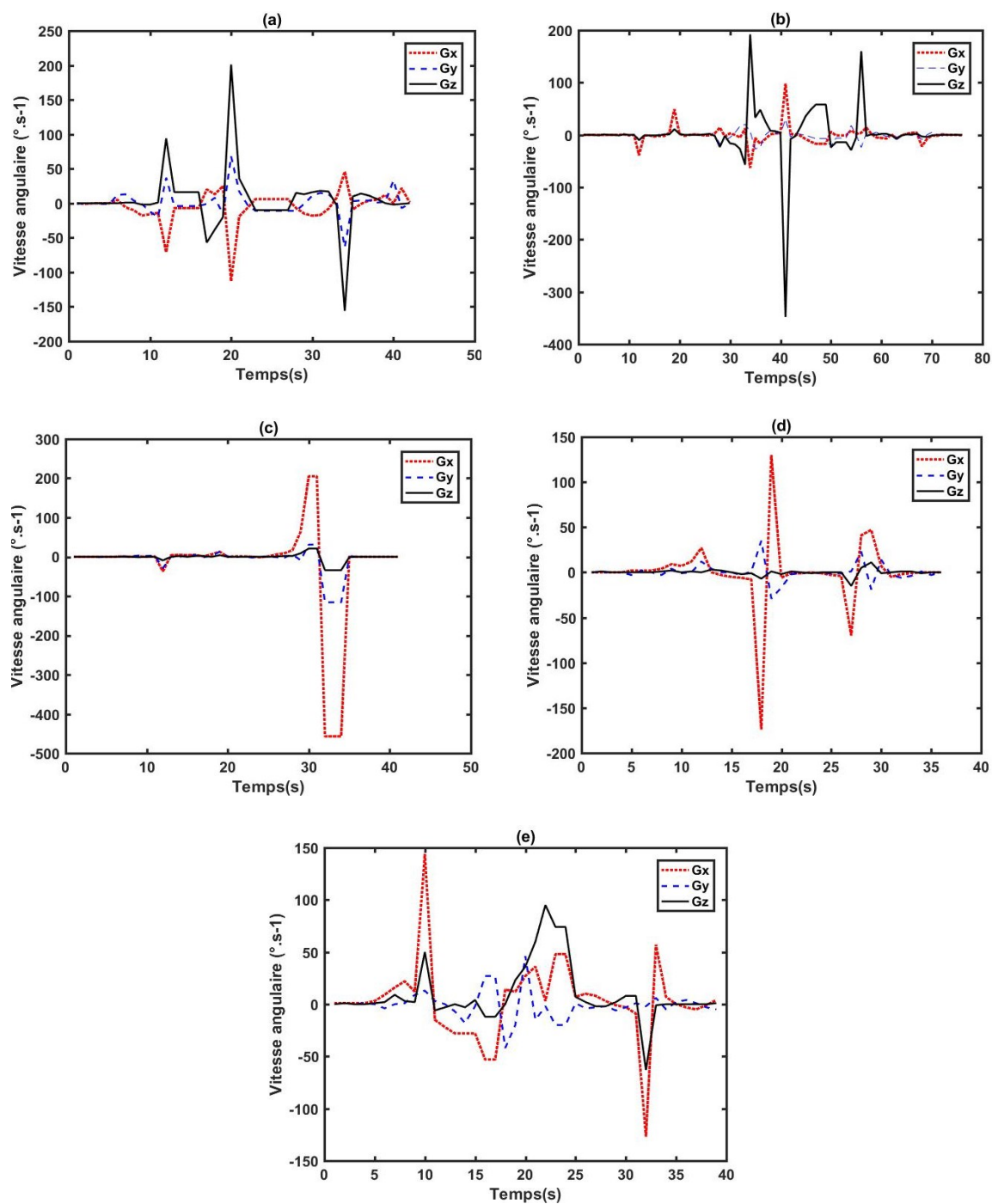


Figure 29. Illustration des vitesses angulaires sur trois axes des cinq gestes : a) G1 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, b) G2 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, c) G3 : Geste de tapotement avec l'avant-pied, d) G4 : Geste de tapotement avec le talon, e) G5 : Geste de coup du pied vers le haut

4.2.3. La pression de pied par rapport au sol

Les signaux de la pression du pied par rapport au sol (de la figure 30), mesurés à l'aide des capteurs de force (FSR), montrent certaines différences les uns par rapport aux autres, selon le geste effectué.

Pour le geste G1 (figure 30-a) les deux FSRs de l'avant-pied, *Favant 1* et *Favant 2*, sont actifs lors de la réalisation du geste. La tension mesurée de ces capteurs est entre 2 et 3V environ. En revanche, les deux capteurs disposés au niveau du talon, *Ftalon1* et *Ftalon 2*, sont inactifs. La tension mesurée de ces capteurs est aux alentours de 0V durant 10-35s.

Pour le geste G2 (figure 30-b), la tension mesurée des capteurs *Favant 1* et *Favant 2* varie entre 0 et 1V lors de la réalisation du geste (durant 10-70s). Tandis que, la tension mesurée des capteurs *Ftalon1* et *Ftalon 2* est égale à 3V environ.

En ce qui concerne le geste 3 (figure 30-c), *Favant 1* et *Favant 2*, sont mis à zéro environ lors de la réalisation du geste (durant 8-27s). La tension mesurée des capteurs *Ftalon1* et *Ftalon2* est aux alentours de 3V.

Pour le geste G4 (figure 30-d), les capteurs *Favant 1* et *Favant 2* sont actifs lors de la réalisation du geste. La tension mesurée de ces capteurs est de 3V environ. En revanche, *Ftalon1* et *Ftalon 2* sont inactifs. La tension mesurée de ces capteurs est aux alentours de 0V durant 7-25s.

Pour le geste 5 (figure 30-e), les quatre capteurs de force (FSR) sont mis à zéros lors de la réalisation du geste (durant 10-30s).

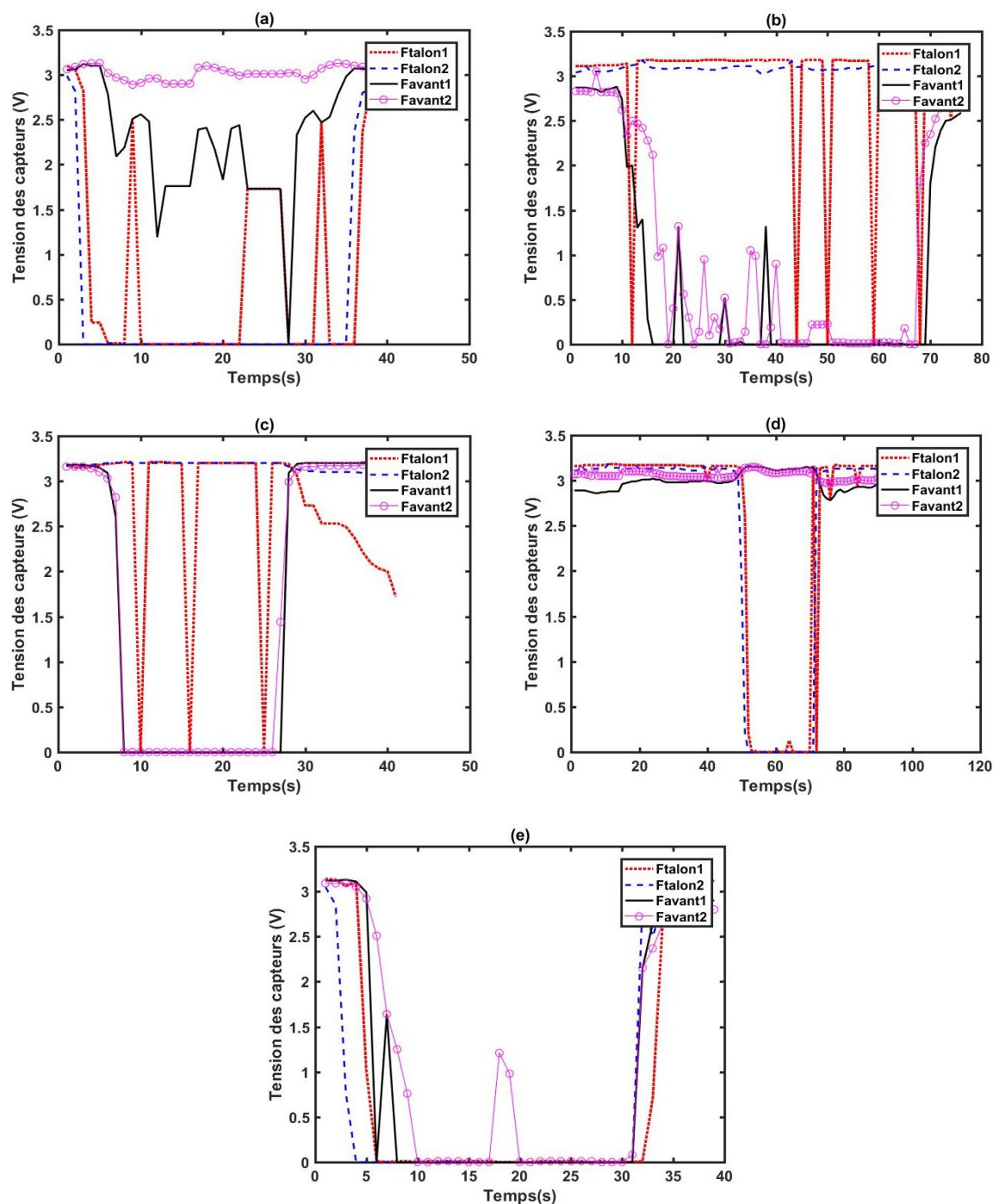


Figure 30. Illustration des mesures de la pression du pied à l'aide des quatre capteurs FSR pour les cinq gestes : a) G1 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, G2 : b) Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, c) G3 : Geste de tapotement avec l'avant-pied, d) G4 : Geste de tapotement avec le talon, e) G5 : Geste de coup du pied vers le haut

4.2.4. Les angles d'Euler et les quaternions

Les signaux des angles d'Euler (de la figure 31) et des quaternions (de la figure 32) mesurés à l'aide du DMP de la centrale inertielle, montrent qu'il existe bien une distinction à vue d'œil entre les différents signaux des gestes.

Pour le geste 1 (figure 31-a), l'amplitude de l'angle précession (Yaw) varie entre 75° et 98° lors de la réalisation du geste (durant 10-35s.), et celle du geste 2 (figure 31-b) varie entre 75° et 100° . Cela est expliqué par la série de rotations du pied autour de l'axe Z lors de la réalisation des gestes d'écrasement d'une cigarette avec l'avant du pied ou avec le talon. Tandis que, l'amplitude de l'angle Yaw est répartie de manière équitable autour de 68° pour le geste 3 (figure 31-c). De même, pour le geste 4 (figure 31-d), la variation d'amplitude de l'angle Yaw est faible (varie de 162° à 170° durant 7-25s). La figure 31-e (G5) montre que l'amplitude de l'angle Yaw passe de 50° à 2° (durant 10-17s) et de 2° à 60° environ (durant 17-30s) lors de la réalisation du geste (durant 10-30s). Cela est expliqué par le basculement du pied vers l'avant (soulèvement du pied) puis vers l'arrière lors de la réalisation du geste de coup du pied.

D'un autre côté, l'amplitude de l'angle de rotation propre (Roll) présente quelques variations pour les gestes 1 et 2 (par exemple, durant 5-35s pour le geste 1). L'angle Roll varie de 0° à -21° pour le geste 3, et de 20° à 28° pour le geste 4. Pour le geste 5, la variation de l'angle Roll est importante (passe de -4° à 21° durant 8-17s et de 21° à 43° durant 17-25s).

De même, La variation de l'angle Pitch diffère d'un geste à un autre.

De plus, visuellement, nous pouvons constater dans la figure 32 que les signaux de quaternions (entre 0 et 1) sont différents selon le geste effectué.

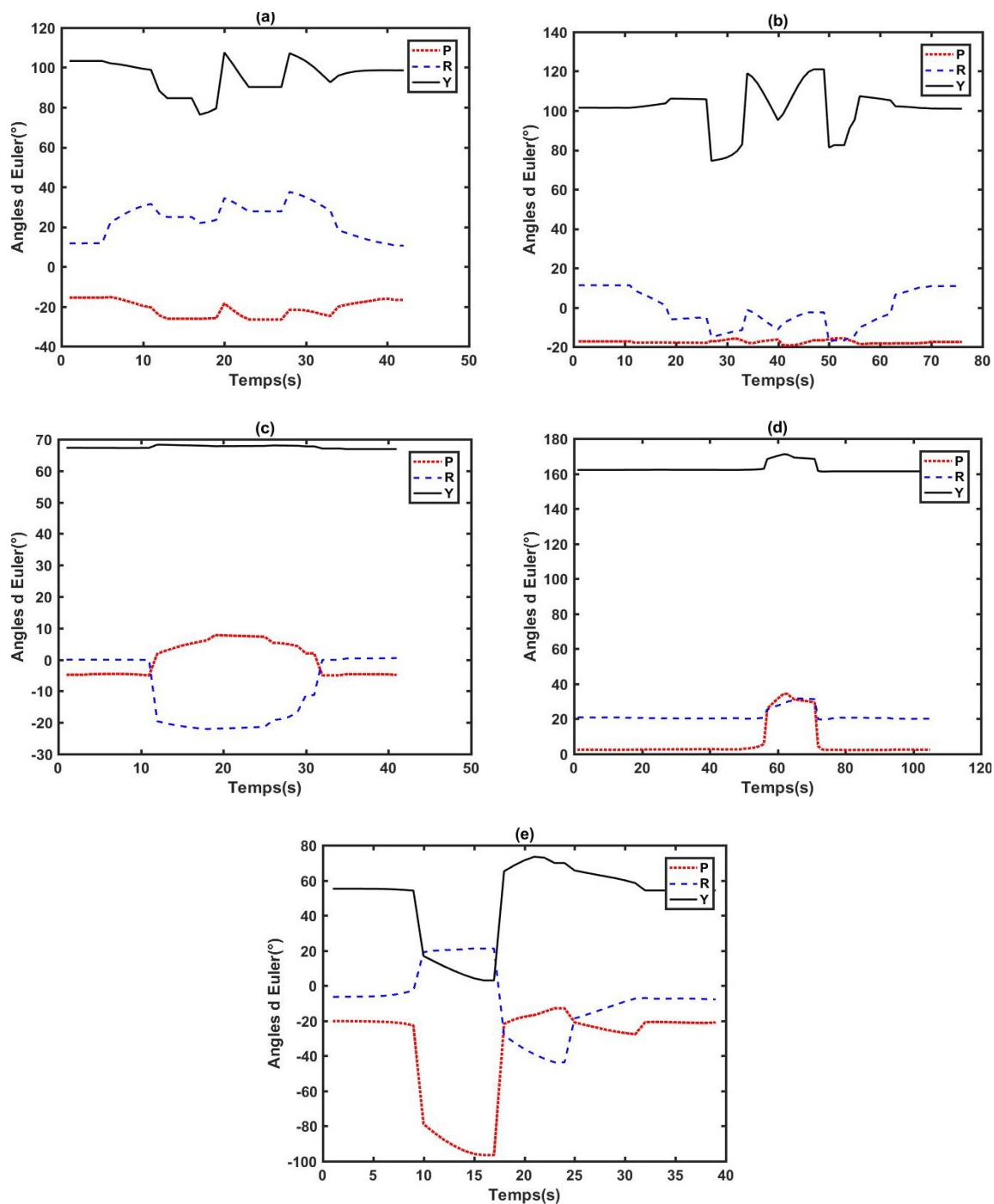


Figure 31. Illustration des signaux des angles d'Euler pour les cinq gestes : a) G1 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, b) G2 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, c) G3 : Geste de tapotement avec l'avant-pied, d) G4 : Geste de tapotement avec le talon, e) G5 : Geste de coup du pied vers le haut

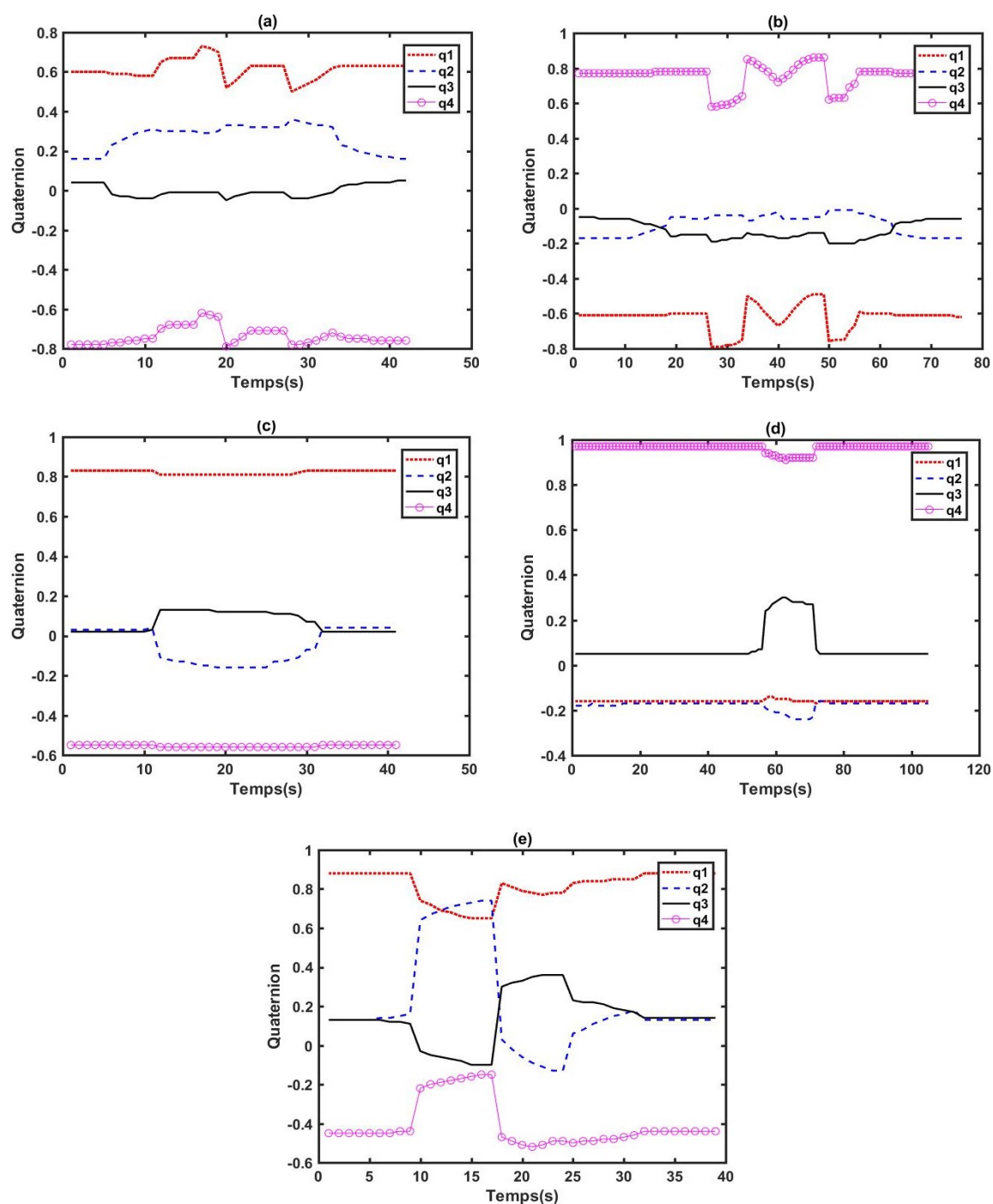


Figure 32. Illustration des signaux des quaternions pour les cinq gestes : a) G1 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, b) G2 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, c) G3 : Geste de tapotement avec l'avant-pied, d) G4 : Geste de tapotement avec le talon, e) G5 : Geste de coup du pied vers le haut

4.3. Sélection des caractéristiques

À la suite de la visualisation des signaux, nous allons passer à l'étape de sélection des caractéristiques. Tout d'abord, nous allons présenter la méthode temporelle, ensuite nous passerons à la méthode des calculs statistiques.

4.3.1. Méthode 1 : Domaine temporel

4.3.1.1. La norme de l'accélération

Nous avons choisi de déterminer la norme de l'accélération afin de déduire l'accélération du pied dans l'espace en prenant les trois axes confondus.

Dans les situations où l'opérateur effectue les gestes G1 (figure 33-a) et G2 (figure 33-b), la norme de l'accélération présente des pics d'amplitudes importantes qui atteignent 8000 mm.s^{-2} tandis que pour les gestes G3 (figure 33-c) et G4 (figure 33-d), la norme de l'accélération présente des pics d'amplitudes moins élevées qui atteignent 4900 mm.s^{-2} . Concernant le geste de coup de pied vers le haut (figure 33-e), la norme de l'accélération atteint une amplitude élevée pendant une longue durée.

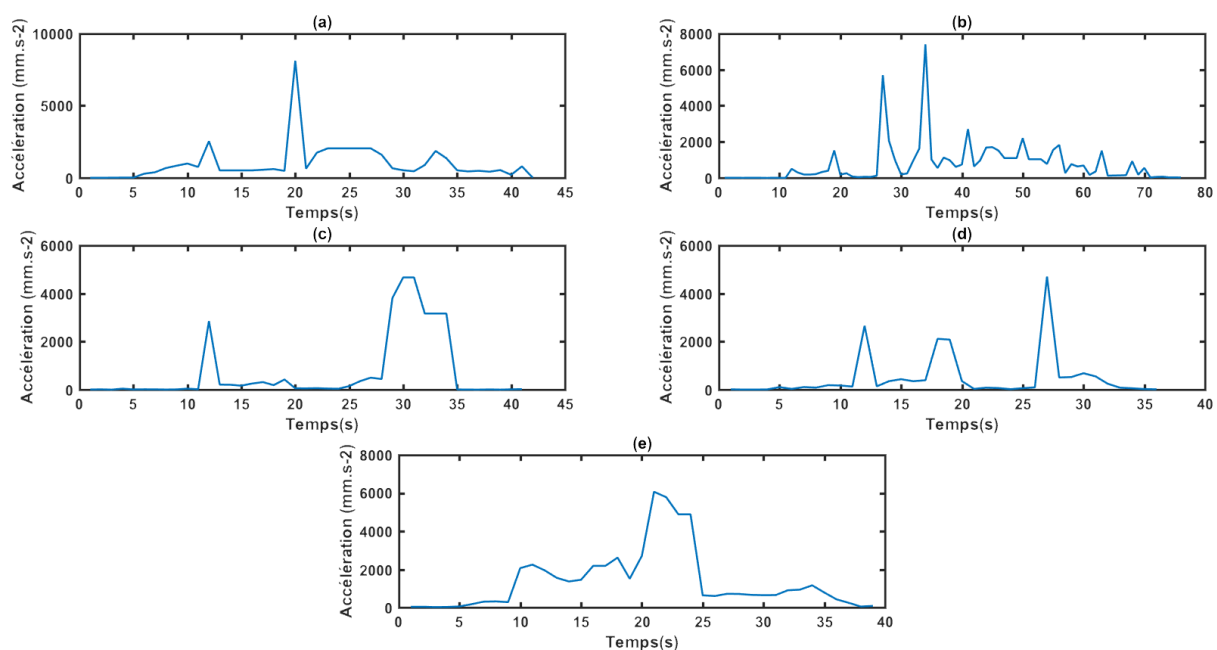


Figure 33. Illustration des signaux de la norme de l'accélération du pied pour les cinq gestes : a) G1 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, b) G2 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, c) G3 : Geste de tapotement avec l'avant-pied, d) G4 : Geste de tapotement avec le talon, e) G5 : Geste de coup du pied vers le haut

4.3.1.2. La norme de la vitesse angulaire du pied

Nous nous sommes intéressés à la détermination de la norme de la vitesse angulaire du pied pour caractériser les gestes choisis puisque nous avons constaté que les signaux issus de gyroscope sont différents.

Pour les gestes 1 (figure 34-a), 2 (figure 34-b) et 5 (figure 34-e), la norme de la vitesse angulaire atteint des amplitudes importantes durant une longue durée. En revanche, la vitesse angulaire du geste 3 (figure 34-c) présente un pic important qui atteint l'amplitude de $470^{\circ} \cdot s^{-1}$ pendant 32-34s. La vitesse angulaire du geste 4 (figure 34-d) présente deux pics et atteint une amplitude moins élevée ($177^{\circ} \cdot s^{-1}$ à l'instant $t=18s$) que celle du geste G3.

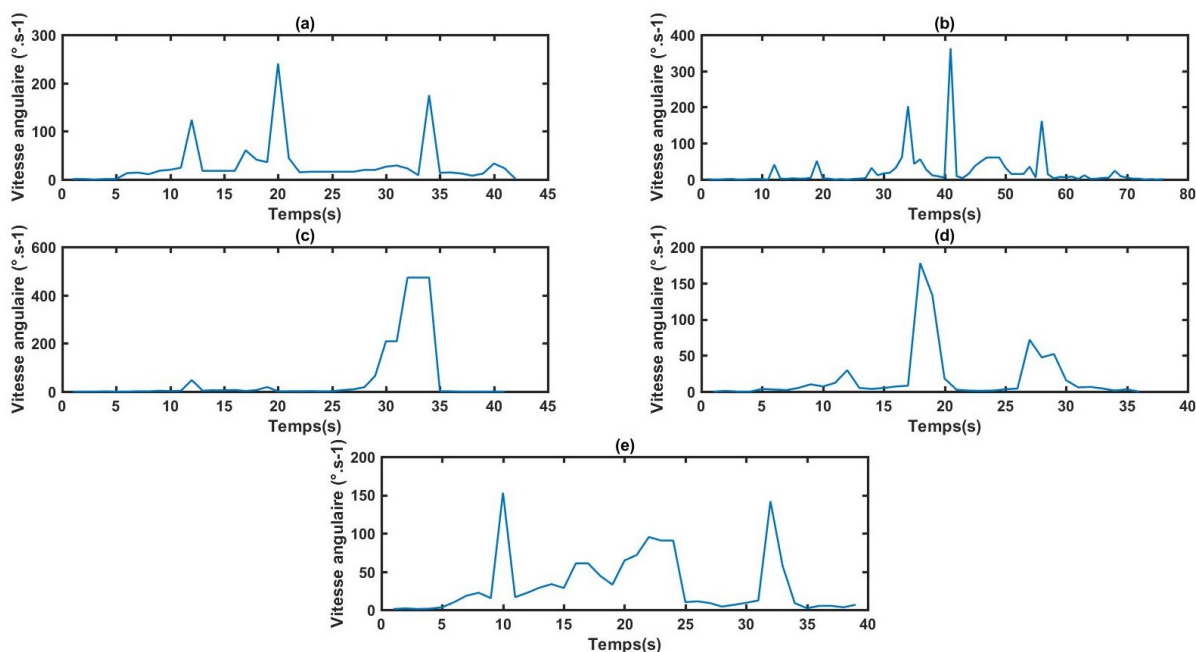


Figure 34. Illustration des signaux de la norme de la vitesse angulaire du pied pour les cinq gestes : a) G1 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, b) G2 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, c) G3 : Geste de tapotement avec l'avant-pied, d) G4 : Geste de tapotement avec le talon, e) G5 : Geste de coup du pied vers le haut

4.3.1.3. La pression du pied

Pour les gestes G1 (figure 35-a) et G4 (figure 35-d), les capteurs de force (FSR) avants sont toujours actifs lors de l'exécution des gestes, leur somme est égale à 6V, en revanche les FSRs du talon se mettent à 0 V. En ce qui concerne les gestes G2 (figure 35-b) et G3 (figure

35-c), les capteurs de force de l'avant pied sont inactifs lors de l'exécution de gestes, alors que les FSRs du talon sont actifs. Pour le geste G5 (figure 35-e), tous les FSRs sont inactifs.

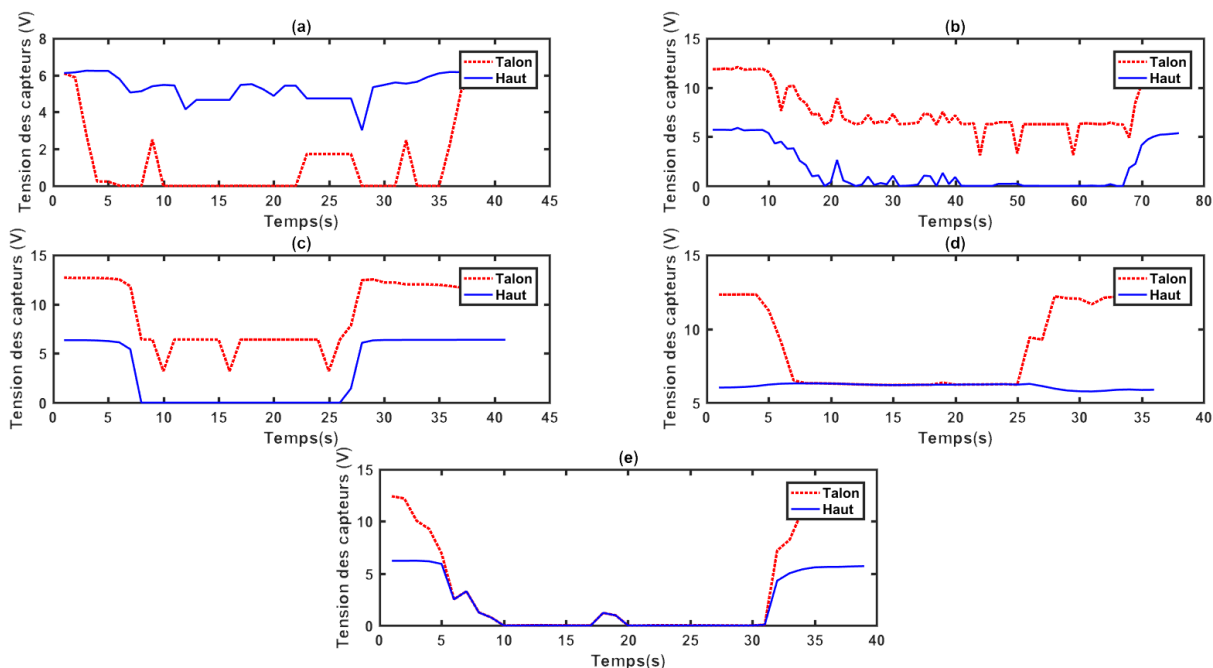


Figure 35. Somme de deux capteurs de force (FSR) de l'avant-pied et de deux capteurs de force (FSR) du talon pour les cinq gestes : a) G1 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, b) G2 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, c) G3 : Geste de tapotement avec l'avant-pied, d) G4 : Geste de tapotement avec le talon, e) G5 : Geste de coup du pied vers le haut

De même, pour les gestes G1 (figure 36-a) et G2 (figure 36-b), la valeur mesurée de la somme de quatre capteurs de force (FSR), F_{tot} , est entre 5V et 6V. En ce qui concerne le geste G3 (figure 36-c), F_{tot} est environ égale à 5V. Pour le geste G4 (figure 36-d), F_{tot} est environ égale à 6V. Tandis que, pour le geste 5 (figure 36-e), F_{tot} environ égale à 0V, puisque les quatre FSRs sont inactifs.

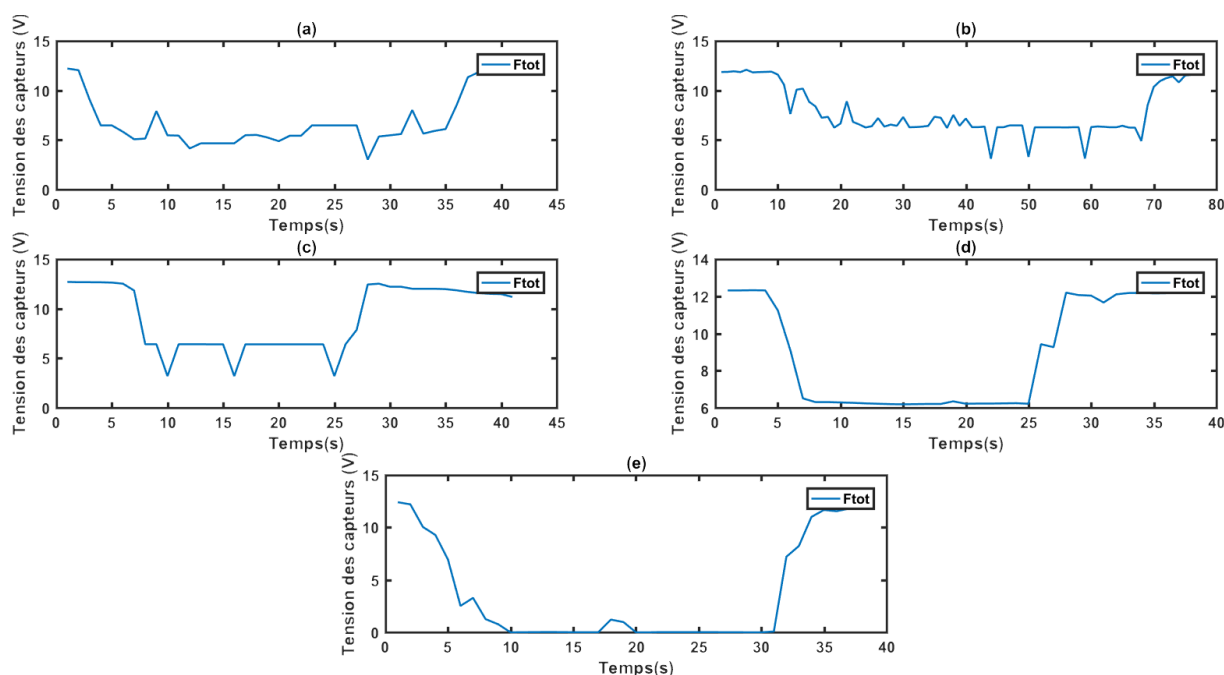


Figure 36. Somme de quatre capteurs de force (FSR) pour les cinq gestes : a) G1 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, b) G2 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, c) G3 : Geste de tapotement avec l'avant-pied, d) G4 : Geste de tapotement avec le talon, e) G5 : Geste de coup du pied vers le haut

4.3.1.4. Les angles d'Euler

Nous avons utilisé les angles d'Euler dont les signaux sont présentés dans la section précédente pour caractériser les mouvements du pied par la méthode temporelle.

Dans cette section nous avons visualisé les signaux des caractéristiques sélectionnées en utilisant la méthode temporelle. Dans la section suivante, nous allons présenter les caractéristiques choisies à partir de la méthode d'analyse statistique.

4.3.2. Méthode 2 : Analyse statistique

4.3.2.1. Analyse de variance

Le tableau 10 présente les résultats de l'analyse de variance pour les cinq gestes.

Tableau 10. Résultats obtenus de l'analyse variance Anova

<i>Nom de la caractéristique</i>	<i>Anova (p-value)</i>	<i>Nom de la caractéristique</i>	<i>Anova (p-value)</i>	<i>Nom de la caractéristique</i>	<i>Anova (p-value)</i>
<i>AcXm</i>	0.0362	<i>AcXvar</i>	9.82089e-09	<i>AcXstd</i>	1.48053e-12
<i>AcYm</i>	0.0037	<i>AcYvar</i>	7.0831e-13	<i>AcYstd</i>	8.60749e-14
<i>AcZm</i>	0.1522	<i>AcZvar</i>	1.11004e-13	<i>AcZstd</i>	7.66846e-15
<i>VaXm</i>	0.7163	<i>VaXvar</i>	0.0006	<i>VaXstd</i>	0.0004
<i>VaYm</i>	4.2743e-05	<i>VaYvar</i>	0.0078	<i>VaYstd</i>	0.0001
<i>VaZm</i>	0.6465	<i>VaZvar</i>	0.9967	<i>VaZstd</i>	3.58713e-06
<i>F1m</i>	7.62104e-67	<i>F1var</i>	1.52173e-16	<i>F1std</i>	1.56796e-12
<i>F2m</i>	1.64653e-65	<i>F2var</i>	3.33183e-17	<i>F2std</i>	3.23638e-08
<i>Pm</i>	4.70768e-17	<i>Pvar</i>	0.0005	<i>Pstd</i>	1.15232e-09
<i>Ym</i>	0.0006	<i>Yvar</i>	0.0008	<i>Ystd</i>	2.06642e-09
<i>Rm</i>	1.99492e-35	<i>Rvar</i>	2.12177e-16	<i>Rstd</i>	1.01984e-05
<i>q1m</i>	1.44179e-16	<i>q1var</i>	6.40077e-11	<i>q1std</i>	2.37864e-06
<i>q2m</i>	2.29963e-19	<i>q2var</i>	1.97067e-10	<i>q2std</i>	2.38143e-12
<i>q3m</i>	1.78075e-09	<i>q3var</i>	0.048	<i>q3std</i>	9.1542e-13
<i>q4m</i>	1.19374 e-07	<i>q4var</i>	7.41653e-07	<i>q4std</i>	1.13254e-10

<i>Nom de la caractéristique</i>	<i>Anova (p-value)</i>	<i>Nom de la caractéristique</i>	<i>Anova (p-value)</i>	<i>Nom de la caractéristique</i>	<i>Anova (p-value)</i>
<i>AcXrms</i>	0.0104	<i>AcXkurt</i>	1.54661e-09	<i>AcXskew</i>	1.48053e-12
<i>AcYrms</i>	0.0024	<i>AcYkurt</i>	4.18682e-21	<i>AcYskew</i>	8.60749e-14
<i>AcZrms</i>	0.1614	<i>AcZkurt</i>	2.44817e-17	<i>AcZskew</i>	7.66846e-15
<i>VaXrms</i>	0.5866	<i>VaXkurt</i>	8.66958e-07	<i>VaXskew</i>	0.0004
<i>VaYrms</i>	2.09045e-05	<i>VaYkurt</i>	7.08042e-14	<i>VaYskew</i>	0.0001
<i>VaZrms</i>	0.6497	<i>VaZkurt</i>	3.37356e-06	<i>VaZskew</i>	3.58713e-06
<i>F1rms</i>	6.59022e-49	<i>F1kurt</i>	1.66156e-07	<i>F1skew</i>	1.56796e-12
<i>F2rms</i>	2.68932e-38	<i>F2kurt</i>	5.70291e-05	<i>F2skew</i>	3.23638e-08
<i>Prms</i>	1.48031e-13	<i>Pkurt</i>	0.0671	<i>Pskew</i>	1.15232e-09
<i>Yrms</i>	0.0003	<i>Ykurt</i>	0.1283	<i>Yskew</i>	2.06642e-09
<i>Rrms</i>	0.0618	<i>Rkurt</i>	0.5788	<i>Rskew</i>	1.01984e-05
<i>q1rms</i>	3.92505e-13	<i>qkurt</i>	0.0284	<i>q1skew</i>	2.37864e-06
<i>q2rms</i>	0.1313	<i>q2kurt</i>	0.6328	<i>q2skew</i>	2.38143e-12
<i>q3rms</i>	0.091	<i>q3kurt</i>	0.0146	<i>q3skew</i>	9.1542e-13
<i>q4rms</i>	6.92425e-11	<i>q4kurt</i>	0.0152	<i>q4skew</i>	1.13254e-10

De plus, nous avons calculé le p-value de la moyenne de la norme de l'accélération sur les axes X, Y et Z, *Nam*, nous avons obtenu une valeur de 1.4982510^{-115} .

Le p-value de *Nam*, *F1m* et *F2m* sont respectivement 1.4982510^{-115} , $7.62104 \cdot 10^{-67}$, et 1.6465310^{-65} . Les valeurs obtenues montrent qu'il y a une forte hypothèse contre l'hypothèse nulle, par conséquent, la moyenne de la norme de l'accélération, des capteurs FSR de l'avant-pied et des capteurs FSR du talon peuvent distinguer les gestes choisis.

La figure 37 illustre les résultats de l'analyse de variance ANOVA appliquée sur la moyenne de la norme de l'accélération sur les axes X, Y et Z, Nam et la moyenne des capteurs FSR de l'avant-pied et du talon, $F1m$ et $F2m$.

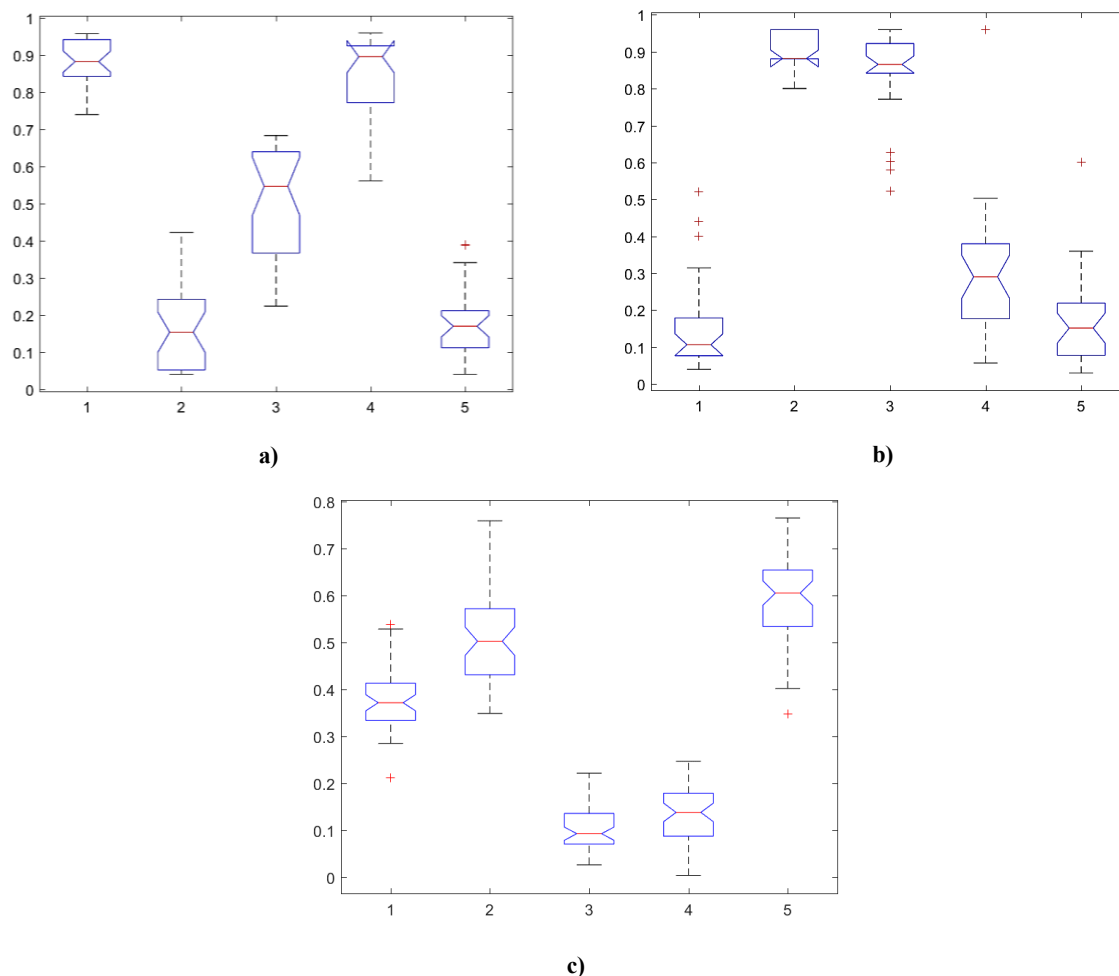


Figure 37. Analyse de variance ANOVA : a) La moyenne des capteurs FSR avants ; b) La moyenne des capteurs FSR du talon ; c) La moyenne de la norme de l'accélération

4.3.2.2. Histogrammes des caractéristiques sélectionnées

Nous avons déterminé les histogrammes à partir des amplitudes de trois caractéristiques sélectionnées $F1m$, $F2m$ et Nam . Le but est de visualiser la distribution de l'amplitude de ces caractéristiques sur 100 échantillons pour les cinq gestes. La figure 38 illustre les histogrammes de l'amplitude de la moyenne des capteurs de force (FSR) de l'avant-pied $F1m$ pour tous les gestes.

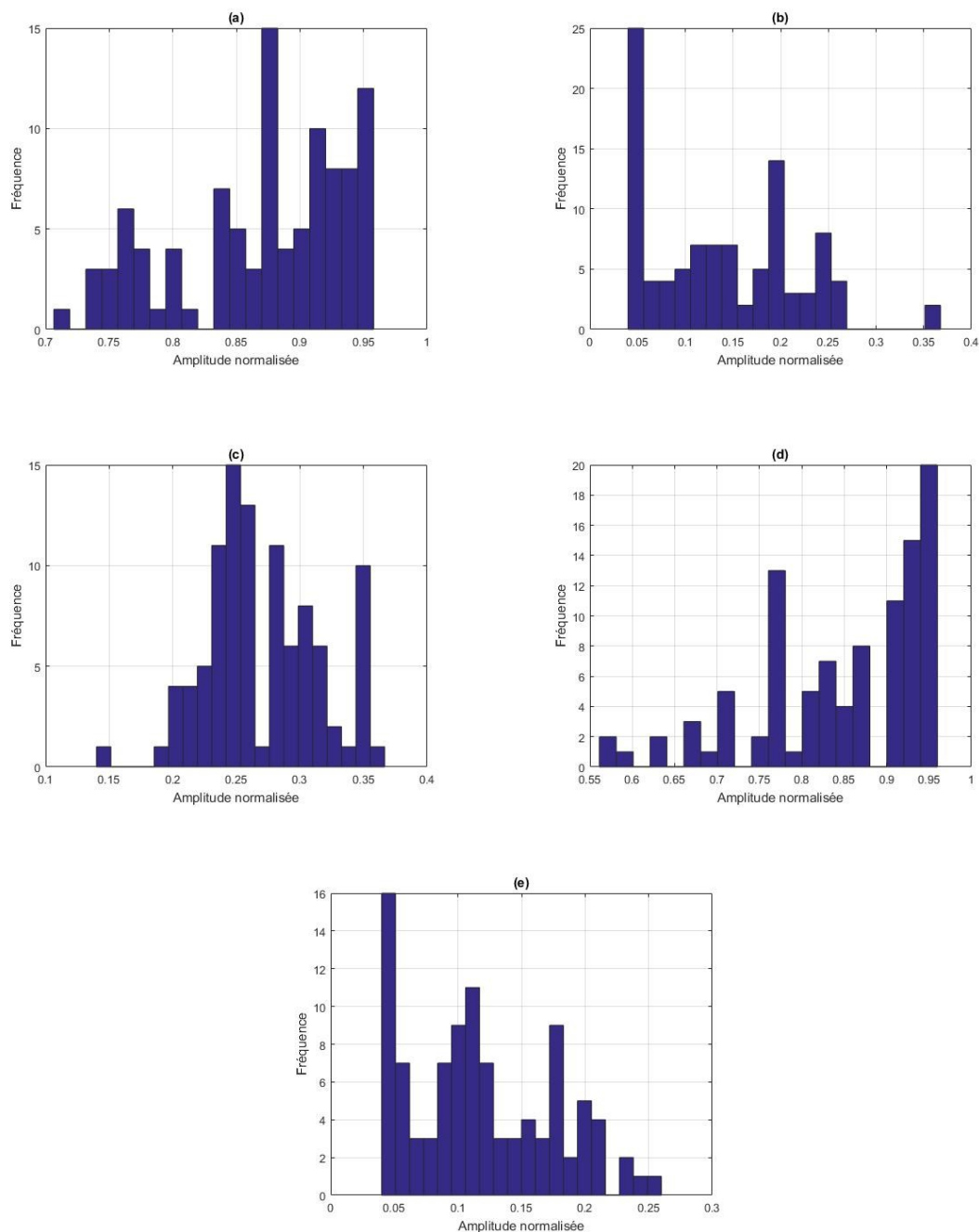


Figure 38. Histogrammes de l'amplitude de la moyenne des capteurs FSR de l'avant-pied effectués sur 100 échantillons pour les 5 gestes : a) G 1 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, b) G 2 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, c) G 3 : Geste de tapotement avec l'avant-pied, d) G 4 : Geste de tapotement avec le talon, e) G 5 : Geste de coup du pied vers le haut

La figure 39 représente les histogrammes de l'amplitude de la moyenne des capteurs de force (FSR) du talon $F2m$ que nous avons mesurée sur 100 échantillons de signaux pour tous les gestes.

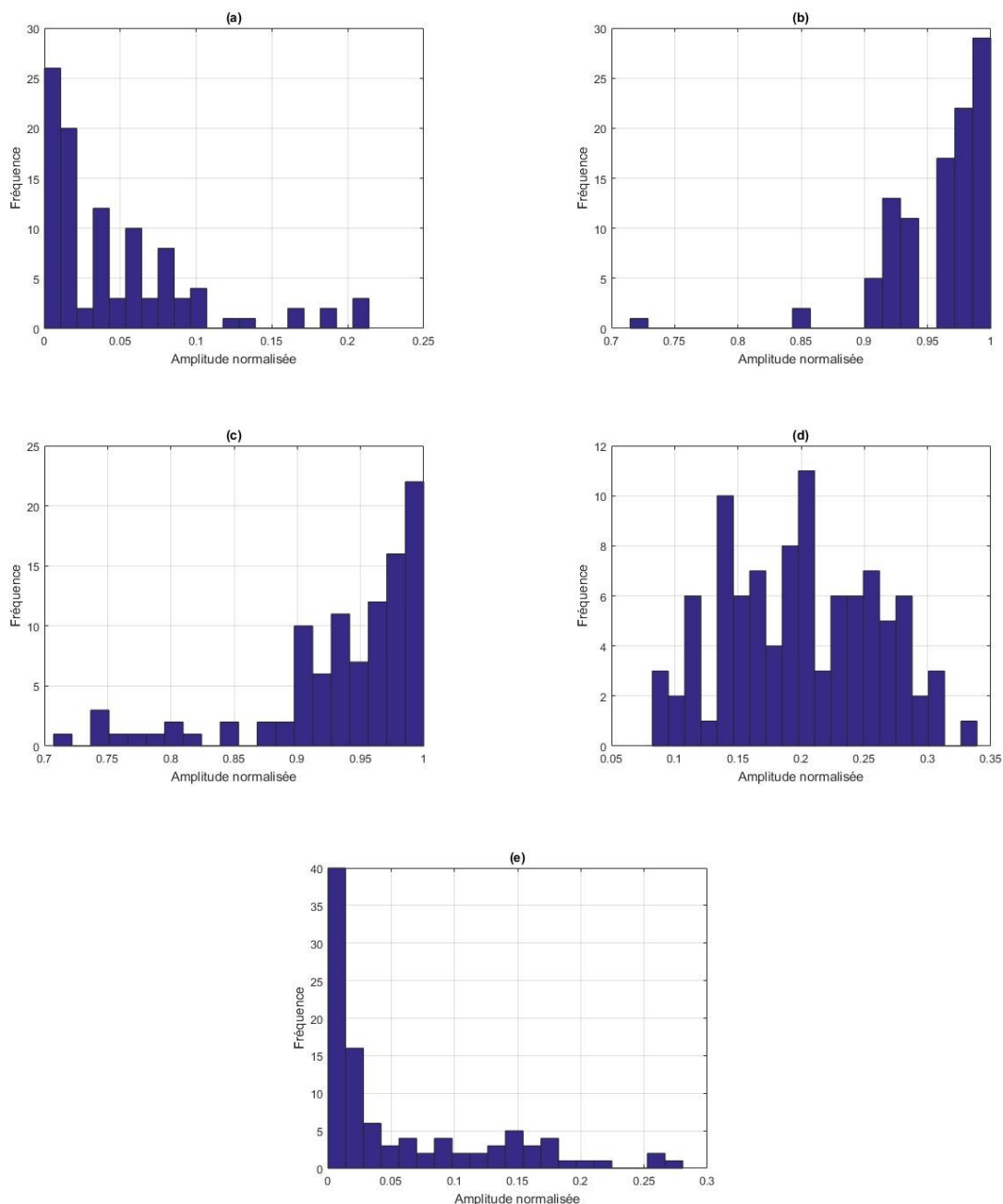


Figure 39. Histogrammes de l'amplitude de la moyenne des capteurs FSR du talon, effectués sur 100 échantillons pour les 5 gestes : a) G 1 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, b) G 2 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, c) G 3 : Geste de tapotement avec l'avant-pied, d) G 4 : Geste de tapotement avec le talon, e) G 5 : Geste de coup du pied vers le haut

La figure 40 représente les histogrammes de l'amplitude de la moyenne de la norme de l'accélération Nam que nous avons mesurée sur 100 échantillons de signaux pour tous les gestes.

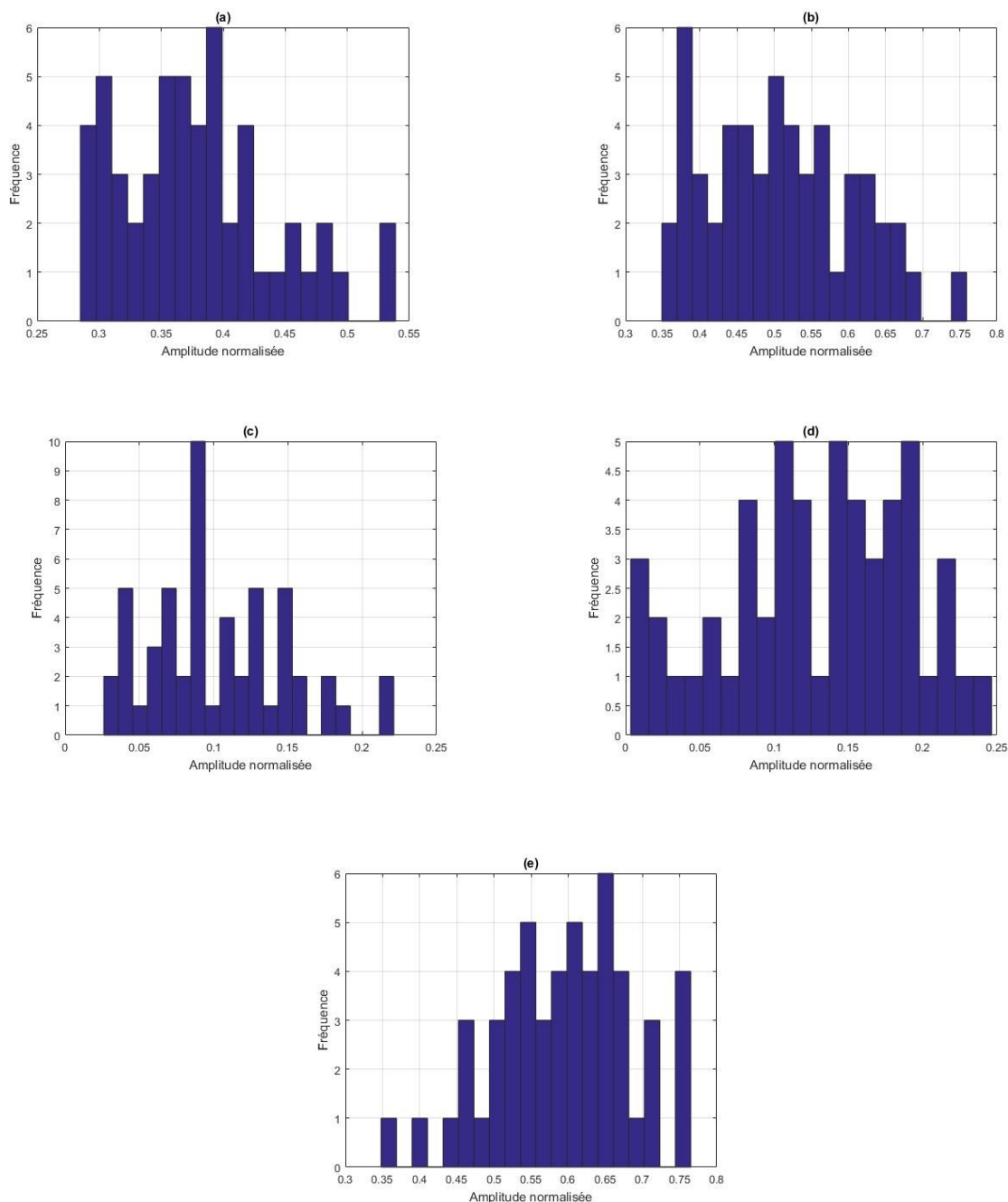


Figure 40. Histogrammes de la moyenne de la norme de l'accélération effectués sur 100 échantillons pour les 5 gestes : a) G 1 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied, b) G 2 : Geste de l'écrasement d'une cigarette avec le talon, c) G 3 : Geste de tapotement avec l'avant-pied, d) G 4 : Geste de tapotement avec le talon, e) G 5 : Geste de coup du pied vers le haut

Les histogrammes de la moyenne des capteurs de force de l'avant-pied (figure 38), des capteurs de force du talon (figure 39) et de la moyenne de la norme de l'accélération (figure 40) montrent une différence visible à l'œil au niveau des amplitudes des caractéristiques pour chacun des gestes. Cette différence est confirmée par le test de l'analyse de variance ANOVA.

À partir de ces graphiques, nous avons remarqué que pour tous les gestes, la valeur mesurée des FSRs est inférieure à 0.4 (les valeurs sont normalisées entre 0 et 1) lorsque les capteurs sont inactifs. En revanche, la valeur mesurée de ces capteurs est supérieure à 0.4 quand les FSRs sont actifs. Par conséquent, nous avons fixé un seuil d'activation des FSRs égale à 0.4. De même, pour la moyenne de la norme de l'accélération, nous avons remarqué que pour les gestes où la variation de Nam est importante, soient les gestes 1 2 et 5, la valeur mesurée est supérieure à 0.25. Tandis que, pour les gestes 3 et 4, la valeur de la norme de l'accélération ne dépasse pas 0.25. Nous avons donc ajouté les conditions suivantes à notre algorithme pour assurer une normalisation ainsi qu'une stabilité au niveau des images :

Si ($Fsr_{moy} > 0.4$) alors

$Fsr_{moy} = 0.9$

Sinon si ($Fsr_{moy} < 0.4$) alors

$Fsr_{moy} = 0.1$

Si ($Nam > 0.25$) alors

$Nam = 0.9$

Sinon si ($Nam < 0.25$) alors

$Nam = 0.1$

4.4. Résultats des tests

4.4.1. Méthode 1 : Domaine temporel

Nous avons utilisé un réseau de neurones convolutif développé en C++. Pour l'apprentissage de notre réseau de neurones, nous l'avons initialement testé avec des images 2D des gestes en entrée, de 15*15 pixels constituées de 8 caractéristiques.

Le modèle se compose de deux couches de convolution, les tailles de noyau de la première et la deuxième sont 2*2. Dans la première nous avons utilisé 5 filtres, Dans la deuxième, nous avons utilisé 15 filtres. Chaque couche de convolution est suivie d'une couche de sous échantillonnage de taille 2*2. La sortie de la première couche de sous échantillonnage est une image de taille 7*7. La sortie de la deuxième couche de sous échantillonnage est une image de taille 3*3 et encodée en un vecteur qui sera l'entrée de la couche des neurones entièrement connectées, celle-ci contenant 10 neurones.

La reconnaissance se fait en utilisant l'algorithme de descente de gradient. Pour chaque geste de la base d'apprentissage, nous avons retenu la probabilité pouvant générer ce geste. Le geste reconnu est celui qui a la plus grande probabilité.

Le tableau 11 présente le taux de reconnaissance des cinq gestes testés.

Tableau 11. Matrice de confusion pour la reconnaissance de 5 gestes du pied (10 images encodées en vecteurs par geste). Taux de reconnaissance est 60%

		Vecteurs reconnus				
Vecteurs tests en entrée		G1	G2	G3	G4	G5
	G1	0	100	0	0	0
	G2	0	100	0	0	0
	G3	0	30	0	0	70
	G4	0	0	0	100	0
	G5	0	0	0	0	100

Nous pouvons observer que le taux de reconnaissances correctes n'est pas élevé : 60 %. Les gestes G1 et G3 sont confondus avec les gestes G2 et G5. En effet, tous les échantillons de geste 1 sont confondus avec le geste 2. De point de vue de notre système, le geste 1 et le geste 2 sont similaires. D'une autre coté, 30 % des échantillons de geste 3 sont confondus avec le geste 2, et 70 % échantillons de geste 3 sont confondus avec le geste 5. Le réseau de neurones a pu reconnaître 3 gestes à 100 %, soient les gestes 2, 4 et 5.

4.4.2. Méthode 2 : Analyse statistique

4.4.2.1. Résultats des tests du premier ensemble des images

Nous avons constitué des images plus petites de 11×11 pixels avec les 3 caractéristiques sélectionnées. Le modèle du réseau se compose de deux couches de convolution, les tailles de noyau de la première et la deuxième sont 2×2 . Dans la première nous avons utilisé 7 filtres, Dans la deuxième, nous avons utilisé 17 filtres. Chaque couche de convolution est suivie d'une couche de sous échantillonnage de taille 2×2 . La sortie de la première couche de sous échantillonnage est une image de taille 5×5 . La sortie de la deuxième couche de sous échantillonnage est un vecteur qui sera en entrée de couche des neurones entièrement connectées, composée de 11 neurones.

La reconnaissance se fait en utilisant l'algorithme de descente de gradient. Le tableau 12 présente le taux de reconnaissance des gestes testés.

Tableau 12. Matrice de confusion pour la reconnaissance de 5 gestes du pied (15 images encodées en vecteurs pour les gestes G1, G3 et G4 ; 12 vecteurs pour G2 et 10 vecteurs pour G5. Taux de reconnaissance est 74%

		Vecteurs reconnus				
Vecteurs tests en entrée		G1	G2	G3	G4	G5
	G1	100	0	0	0	0
	G2	66.6	0	0	0	33.3
	G3	0	0	100	0	0
	G4	0	0	0	100	0
	G5	30	0	0	0	70

À partir de la matrice de confusion, nous pouvons observer que le taux de reconnaissances correctes est amélioré : 74 %. Dans ce cas, les gestes G2 et G5 sont confondus avec les autres gestes. En effet, 66.6 % échantillons de geste 2 sont confondus avec le geste 1, et 33.3 % échantillons de G2 sont confondus avec G5. D'un autre côté, 30 % échantillons de G5 sont confondus avec G1.

Ce résultat est insuffisant pour utiliser les cinq gestes choisis en milieu industriel, en revanche des améliorations, notamment en corrigeant les erreurs entre le geste G1, écrasement d'une cigarette avec l'avant-pied et les gestes G2 et G5, écrasement d'une cigarette avec le talon et coup de pied vers le haut, permettront de rendre ce système plus robuste et donc utilisable sur les chaînes d'assemblage.

4.4.2.1. Résultats des tests du deuxième ensemble des images

a. Tests réalisés avec Tensorflow

Nous avons utilisé Tensorflow pour tester nos images, c'est un système d'apprentissage automatique, open source, développé par Google. En effet, Tensorflow est basé sur l'infrastructure DistBelief et menu d'une interface Python. D'ailleurs, cet outil est utilisé dans

des applications différentes notamment l'entraînement et l'inférence des réseaux de neurones profonds. Il est devenu largement utilisé dans la recherche en apprentissage automatique [60].

La figure 41 illustre quelques résultats obtenus par Tensorflow.

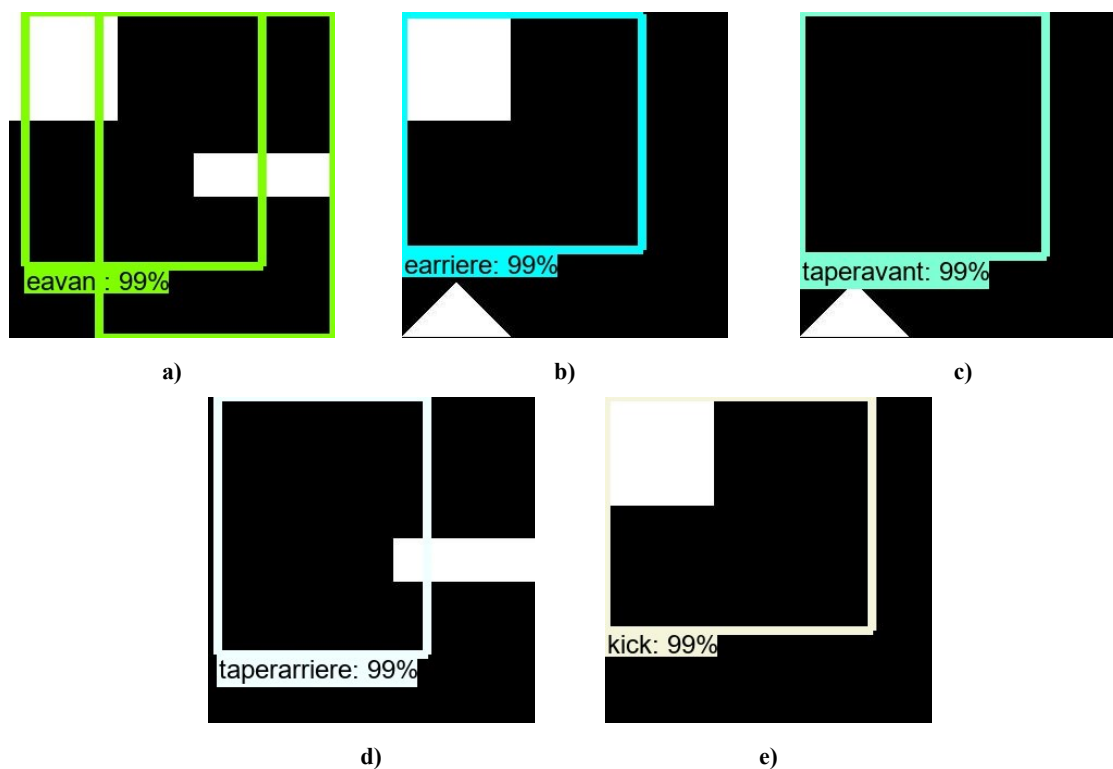


Figure 41. Représentation de résultats retenus à partir des gestes ; a) Image de geste d'écrasement de cigarette avec l'avant-pied, b) Image de geste d'écrasement de cigarette avec le talon, c) Image de tapotement avec l'avant-pied, d) Image de tapotement avec le talon, d) Image de coup de pied vers le haut
© F. El Aswad

Nous avons utilisé un réseau de neurones convolutif, Faster R-CNN [61] pour tester nos images des gestes. Le résultat obtenu est amélioré par rapport aux premiers tests, soit 99 % pour chacun des gestes.

Les résultats des tests obtenus avec Tensorflow montrent que la reconnaissance des gestes avec les images du deuxième ensemble des images est faisable, nous allons donc adopter la base de données des images issue de la méthode statistique pour chercher une architecture finale du réseau ayant un meilleur taux de reconnaissance.

b. Architecture finale du CNN

Nous avons utilisé une base de données des images pour l'apprentissage du réseau de neurones. Pour chaque geste, nous avons utilisé 75 % des données comme échantillons d'apprentissage, 15 % comme échantillons de validation et 15 % comme échantillons à tester. Nous avons constitué des images de 9*9 pixels avec les 3 caractéristiques sélectionnées. Nous avons testé une nouvelle architecture du réseau CNN qui se compose de deux couches de convolution, la taille du noyau du premier est de 4*4 et celle du deuxième est de 2*2. Dans la première et dans la deuxième couche de convolution nous avons utilisé 10 filtres. Chaque couche de convolution est suivie d'une couche de sous échantillonnage de taille 2*2. La sortie de la première couche de sous échantillonnage est une image de taille 3*3. La sortie de la deuxième couche de sous échantillonnage est un vecteur qui sera en entrée de couche des neurones entièrement connectées, composée de 100 neurones.

Les paramètres sélectionnés pour former le modèle du CNN sont présentés dans le tableau 13.

Tableau 12. Paramètres du CNN

Paramètre	Valeur
Taux d'apprentissage	0.005
Momentum	0.9
Taille du lot (<i>batch size</i>)	100
Nombre d'itérations	5000
Architecture du CNN	
Nombre des filtres dans la première couche de convolution	10 (noyau 4*4)
Nombre des filtres dans la deuxième couche de convolution	10 (noyau 2*2)
Nombre des filtres dans la couche entièrement connectée	100 (fonction sigmoïde)

Le tableau 14 présente le taux de reconnaissance des gestes testés.

Tableau 13. Matrice de confusion pour la reconnaissance de 5 gestes du pied (86 images encodées en vecteurs pour les gestes G1, G2 et G5 ; 78 images encodées en vecteurs pour G3 et G4. Taux de reconnaissance est 100%

		Vecteurs reconnus				
Vecteurs tests en entrée		G1	G2	G3	G4	G5
	G1	100	0	0	0	0
	G2	0	100	0	0	0
	G3	0	0	100	0	0
	G4	0	0	0	100	0
	G5	0	0	0	0	70

Nous avons obtenu un très bon taux de 100 % de reconnaissances correctes. Notre système est capable de reconnaître les cinq gestes. Ce résultat nous permet d'utiliser les cinq gestes choisis en milieu industriel.

4.5. Conclusion

Nous avons eu recours à deux méthodes pour sélectionner les caractéristiques des gestes du pied, l'une est temporelle et l'autre est statistique. Pour la méthode temporelle, nous avons sélectionné huit (8) caractéristiques à partir de l'observation des signaux pour les cinq gestes, que nous avons codées, par la suite, en matrices des images des gestes. Nous avons utilisé un CNN développé en C++, pour tester les images issues de la méthode temporelle. Nous avons obtenu un taux de reconnaissance de 60 %, soit trois gestes sur cinq. Pour la méthode statistique, nous avons appliqué l'analyse de variance Anova sur les calculs statistiques réalisés pour sélectionner les meilleures caractéristiques des gestes. Nous avons obtenu un bon taux de reconnaissance de 74 %, soit quatre gestes sur les cinq choisis, à partir des tests du premier ensemble d'images avec trois (3) caractéristiques. Les résultats de reconnaissance des gestes ont été améliorées par rapport à la méthode temporelle, toutefois,

ces résultats sont insuffisants pour pouvoir utiliser toutes les commandes assimilées aux gestes choisis. Ensuite, nous avons testé notre deuxième ensemble d'images, issu de la méthode statistique avec trois (3) caractéristiques, avec un faster R-CNN de Tensorflow. Nous avons réussi à reconnaître les cinq gestes à partir des images avec des résultats de reconnaissance de 99 %.

Finalement, nous avons trouvé une architecture finale optimisée du CNN qui nous a donné le très bon taux de reconnaissances correctes de 100 % en utilisant le deuxième ensemble d'images, issu de la méthode statistique avec trois (3) caractéristiques.

CHAPITRE 5 :

Conclusion et perspectives

5.1. Conclusion

Les robots collaboratifs sont de plus en plus répandus dans le milieu industriel. À cet effet, plusieurs recherches sont axées sur les méthodes d'interactions humain-robot pour permettre une collaboration fluide entre l'être humain et le robot.

Ce mémoire présente un système de reconnaissance des gestes du pied de l'opérateur pour commander un robot industriel et l'utiliser en tant qu'une troisième main robotique dans un poste d'assemblage des pièces de voitures. Pour ce faire, nous avons assimilé les gestes du pied à des commandes précises du robot collaboratif, en lui permettant de réaliser des tâches dont on voudrait éviter l'exécution par les opérateurs.

Nous avons adopté la méthode de classification supervisée. Pour reconnaître les gestes du pied réalisés par l'opérateur, nous avons utilisé un CNN.

La première étape de notre projet consistait à maîtriser l'acquisition des signaux physiologiques de façon optimale ; ce qui justifie la combinaison des capteurs inertiels et FSRs que nous avons utilisé dans la semelle instrumentée. Pour ce faire, nous avons préalablement développé une semelle instrumentée, i.e. équipée des capteurs et portée par l'opérateur dans son soulier.

La deuxième étape consistait à prétraiter les signaux bruts. Le but de cette étape est d'identifier les caractéristiques qui permettent de discriminer les différentes classes qui sont les cinq gestes du pied choisis. Pour ce faire, nous avons segmenté les données en utilisant une fenêtre de 25 éléments dont le début coïncide avec la réalisation d'un geste. Ensuite, nous avons eu recours à deux méthodes, temporelle et statistique. La première méthode prend en considération les variations des signaux mesurées dans le domaine temporel lors de la réalisation d'un geste du pied. Dans la deuxième méthode, nous avons réalisé des calculs statistiques sur les signaux mesurés lors de la réalisation des gestes.

Nous avons sélectionné 8 caractéristiques à partir de la méthode temporelle et 3 caractéristiques à partir de l'analyse statistique. Puisque le CNN utilise des images 2D ou 3D en entrée, nous avons codé les caractéristiques extraites, en images 2D. L'amélioration a été visible en passant des images de la première méthode à la deuxième.

La troisième et dernière étape consistait à l'apprentissage du CNN, à partir de notre base de données constituée des images des gestes.

Nous avons évalué l'apprentissage de notre système de classification en termes de taux de bonne classification, en utilisant la matrice de confusion. Nous avons obtenu un taux de reconnaissance de 60 %, soit trois gestes sur les cinq choisis. Ensuite, nos résultats ont été améliorés en appliquant la méthode statistique. Nous avons obtenu un taux de reconnaissance de 74 %, soit quatre gestes sur les cinq choisis. Bien que les résultats aient été améliorés, nous ne pouvons pas utiliser ce modèle pour réaliser les cinq commandes assimilées aux gestes choisis. Aussi, nous avons dû construire un nouvel ensemble d'images constituées à partir des formes de base avec les 3 caractéristiques retenues : un carré, un triangle et un rectangle. Ces images ont été testées avec un faster R-CNN de Tensorflow. Nous avons alors obtenu des résultats de reconnaissance de 99 %, ce qui est excellent. Nous avons donc réussi à reconnaître les cinq gestes choisis à partir des images correspondantes avec seulement trois caractéristiques. Nous avons effectué des tests avec un CNN codé en python en utilisant la même structure de faster R-CNN de Tensorflow, nous avons réussi à trouver une architecture finale optimisée du CNN, qui nous a donné un taux de 100 % de reconnaissance des gestes.

Pour finir, l'excellent taux de reconnaissances de 100 % démontre que l'utilisation de la reconnaissance de gestes du pied pour permettre une collaboration humain-robot sur les chaînes de montage est possible.

Toutefois, nous avons pu constater que notre système présente une insuffisance dans le fait que nous nous sommes orientés vers un choix des caractéristiques qui prend en

considération le facteur du temps. Nous nous sommes donc limités à des faibles variations du temps et de vitesse de réalisation des gestes du pied.

5.2. Perspectives

Avant de se lancer dans l'implémentation du système de reconnaissance pour commander le robot, des validations sont nécessaires.

Dans un premier temps, nous avons travaillé dans un environnement expérimental très contrôlé pour les gestes. Or en entreprise, la gestuelle d'un travailleur peut différer selon la condition physiologique personnelle et selon la tâche à accomplir et selon l'environnement de travail. Des données doivent donc être collectées en milieu réel de travail pour éprouver la robustesse et la précision du système de reconnaissance des gestes. Pour ce faire, des avenues technologiques sont possibles, tel qu'ajouter de caméras au robot pour permettre une meilleure lecture de l'environnement. Il serait aussi intéressant d'ajouter d'autres capteurs inertiels localisés au niveau des membres supérieurs du corps humain pour permettre au robot de connaître la position de l'opérateur afin d'éviter les problèmes de collisions.

Finalement, des acquisitions de données devront être réalisés non seulement en milieu industriel réel mais aussi sur plusieurs personnes pour augmenter la taille de notre base de données en y ajoutant de nouvelles données, et ce, pour évaluer la robustesse de notre système de reconnaissance.

BIBLIOGRAPHIES

- [1] D. B.-V. Sabrina Jocelyn, Laurent Giraud, Adel Sghaier, "Robotique collaborative: Évaluation des fonctions de sécurité et retour d'expérience des travailleurs, utilisateurs et intégrateurs au Québec," Institut de recherche Robert-Sauvé en santé et en sécurité du travail (IRSST) 2017, Available at: <http://www.irsst.qc.ca/media/documents/PubIRSST/R-974.pdf>, Accessed on: 04/07/2017.
- [2] (09/04/2017). *Robotique industrielle* Available at: https://fr.wikipedia.org/wiki/Robotique_industrielle
- [3] J. Krüger, T. K. Lien, and A. Verl, "Cooperation of human and machines in assembly lines," *CIRP Annals-Manufacturing Technology*, vol. 58, no. 2, pp. 628-646, 2009.
- [4] B. Matthias, S. Kock, H. Jerregard, M. Källman, and I. Lundberg, "Safety of collaborative industrial robots: Certification possibilities for a collaborative assembly robot concept," in the *2011 IEEE International Symposium on Assembly and Manufacturing (ISAM)*, Tampere, Finland, 2011.
- [5] G. Klien, D. D. Woods, J. M. Bradshaw, R. R. Hoffman, and P. J. Feltovich, "Ten challenges for making automation a team player" in joint human-agent activity," *IEEE Intelligent Systems*, vol. 19, no. 6, pp. 91-95, 2004.
- [6] T. Ende, S. Haddadin, S. Parusel, T. Wüsthoff, M. Hassenzahl, and A. Albu-Schäffer, "A human-centered approach to robot gesture based communication within collaborative working processes," in the *2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, San Francisco, CA, USA, 2011.
- [7] C. Ha and Y. Roquelaure, "Troubles musculo-squelettiques d'origine professionnelle en France. Ou en est-on aujourd'hui," *Bulletin épidémiologique hebdomadaire*, pp. 5-6, 2010.
- [8] E. M. Badley, I. Rasooly, and G. K. Webster, "Relative importance of musculoskeletal disorders as a cause of chronic health problems, disability, and health care utilization: findings from the 1990 Ontario Health Survey," *The Journal of rheumatology*, vol. 21, no. 3, pp. 505-514, 1994.
- [9] C. Daveluy, S. Québec, and I. d. l. s. d. Québec, *Enquête sociale et de santé 1998: cahier technique et méthodologique*. Québec: Institut de la statistique du Québec, 2001.
- [10] (05/01/2018). *Industrie 4.0*. Available at: https://fr.wikipedia.org/wiki/Industrie_4.0
- [11] (20/03/2018). *International Federation of Robotics (IFR)*. Available at: <https://www.ifr.org/>
- [12] P. Akella *et al.*, "Cobots for the automobile assembly line," in the *Proceedings 1999 IEEE International Conference on Robotics and Automation* Detroit, MI, USA, USA, 1999.
- [13] (02/06/2017). *Des cobots RB3D pour le montage des Airbus A350 en 2015*. Available at: <http://www.4erevolution.com/cobots-rb3d-airbus-a350/>
- [14] (11/03/2018). *RB3D : les exosquelettes au service des métiers terrain*. Available at: <https://www.innoshakers.com/rb3d-les-exosquelettes-au-service-des-metiers-terrain/>
- [15] G. J. Maeda, G. Neumann, M. Ewerton, R. Lioutikov, O. Kroemer, and J. Peters, "Probabilistic movement primitives for coordination of multiple human-robot collaborative tasks," *Autonomous Robots*, vol. 41, no. 3, pp. 593-612, 2017.
- [16] M. Lopes *et al.*, "Semi-Autonomous 3rd-Hand Robot," *Robotics in future manufacturing scenarios*, vol. 3, 2015.
- [17] M. Devy, "La cobotique: des robots industriels aux robots assistants, coopérants et co-opérateurs," in the *Annales des Mines-Réalités industrielles*, 2012.
- [18] R. Bischoff *et al.*, "The KUKA-DLR Lightweight Robot arm-a new reference platform for robotics research and manufacturing," in the *Robotics (ISR), 2010 41st international symposium on and 2010 6th German conference on robotics (ROBOTIK)*, 2010.

- [19] I. Fleming *et al.*, "Cooperative robot assistant for retinal microsurgery," in the *International conference on medical image computing and computer-assisted intervention*, 2008.
- [20] T. Sasaki, M. Saraiji, C. L. Fernando, K. Minamizawa, and M. Inami, "MetaLimbs: multiple arms interaction metamorphism," in the *ACM SIGGRAPH*, Emerging Technologies, 2017.
- [21] (11/04/2017). *Le robot humanoïde Pepper rejoint les équipes de deux hôpitaux belges*. Available at: <https://fr.express.live/2016/06/14/robot-humanoide-pepper-rejoint-equipes-de-deux-hopitaux-belges/>
- [22] N. Bremard, L. Grisoni, and B. De Araujo, "Interaction events in contactless gestural systems: from motion to interaction," in the *Proceedings of the International Workshop on Movement and Computing*, Paris, France, 2014.
- [23] P. Neto, J. N. Pires, and A. P. Moreira, "Accelerometer-based control of an industrial robotic arm," in the *18th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication*, Toyama, Japan, 2009.
- [24] M. Fan, Y. Ding, F. Shen, Y. You, and Z. Yu, "An empirical study of foot gestures for hands-occupied mobile interaction," in the *Proceedings of the 2017 ACM International Symposium on Wearable Computers*, Maui, Hawaii, 2017.
- [25] A. Crossan, S. Brewster, and A. Ng, "Foot tapping for mobile interaction," in the *Proceedings of the 24th BCS Interaction Specialist Group Conference*, 2010.
- [26] T. Han, J. Alexander, A. Karnik, P. Irani, and S. Subramanian, "Kick: investigating the use of kick gestures for mobile interactions," in the *Proceedings of the 13th International Conference on Human Computer Interaction with Mobile Devices and Services*, Stockholm, Sweden, 2011.
- [27] R. Kondapalli and B.-Z. Sung, "Proceedings of the International Conference on New Interfaces for Musical Expression," in the *NIME*, Oslo, Norway, 2011.
- [28] D. Valkov, F. Steinicke, G. Bruder, and K. H. Hinrichs, "Traveling in 3d virtual environments with foot gestures and a multi-touch enabled wim," in the *Proceedings of virtual reality international conference (VRIC 2010)*, Laval, France, 2010.
- [29] J. Alexander, T. Han, W. Judd, P. Irani, and S. Subramanian, "Putting your best foot forward: investigating real-world mappings for foot-based gestures," in the *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, Austin, Texas, USA, 2012.
- [30] E. Polesel and M. J-D. Otis, "Étude de l'inclusion de la détection des activités humaines dans une cellule de travail hybride dédiée à la commande intelligente de robots via ROS en utilisant un réseau de capteurs portables sans fil", Département des sciences appliquées, Université du Québec à Chicoutimi, Québec, Canada, 2015.
- [31] R. Grzeszick, J. M. Lenk, F. M. Rueda, G. A. Fink, S. Feldhorst, and M. ten Hompel, "Deep neural network based human activity recognition for the order picking process," in the *Proceedings of the 4th international Workshop on Sensor-based Activity Recognition and Interaction*, Rostock, Germany, 2017.
- [32] L. Dong, J. Wu, and X. Chen, "A body activity tracking system using wearable accelerometers," in the *2007 IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, Beijing, China, 2007.
- [33] F. Bevilacqua, F. Guédy, N. Schnell, E. Fléty, and N. Leroy, "Wireless sensor interface and gesture-follower for music pedagogy," in the *Proceedings of the 7th international conference on New interfaces for musical expression*, New York, New York, 2007.
- [34] (04/09/2018). *JAKE mini-sensor pack for mobile spatial interaction experiments*. Available at: <https://github.com/andrewramsay/jake-drivers/wiki/Overview>

- [35] E. Coupeté, F. Moutarde, and S. Manitsaris, "Multi-users online recognition of technical gestures for natural human–robot collaboration in manufacturing," *Autonomous Robots*, pp. 1-17, 2018.
- [36] J. M. Chaquet, E. J. Carmona, and A. Fernández-Caballero, "A survey of video datasets for human action and activity recognition," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 117, no. 6, pp. 633-659, 2013.
- [37] S. Fine, Y. Singer, and N. Tishby, "The hierarchical hidden Markov model: Analysis and applications," *Machine learning*, vol. 32, no. 1, pp. 41-62, 1998.
- [38] S. Calinon and A. Billard, "Stochastic gesture production and recognition model for a humanoid robot," in the *2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)* Sendai, Japan, 2004.
- [39] M. Georgi, C. Amma, and T. Schultz, "Recognizing Hand and Finger Gestures with IMU based Motion and EMG based Muscle Activity Sensing," in the *BIOSIGNALS 2015-International Conference on Bio-inspired Systems and Signal Processing*, 2015.
- [40] M. Müller, "Dynamic time warping," *Information retrieval for music and motion*, pp. 69-84, 2007.
- [41] E. Coupeté, "Reconnaissance de gestes et actions pour la collaboration homme-robot sur chaîne de montage," Informatique, Université de recherche Paris Sciences et Lettres PSL Research University, Ecole doctorale n°432 Sciences des Métiers de l'Ingénieur, Paris, France, 2018.
- [42] B. Hartmann and N. Link, "Gesture recognition with inertial sensors and optimized DTW prototypes," in the *2010 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, Istanbul, Turkey, 2010.
- [43] S. Lee, S. J. Son, J. Oh, and N. Kwak, "Handwritten music symbol classification using deep convolutional neural networks," in the *2016 International Conference on Information Science and Security (ICISS)*, Pattaya, Thailand, 2016.
- [44] H. Wu, D. Deng, X. Chen, G. Li, and D. Wang, "Localization and recognition of digit-writing hand gestures for smart TV systems," *Journal of information & computational science*, vol. 11, no. 3, pp. 845-857, 2014.
- [45] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, "Gradient-based learning applied to document recognition," *Proceedings of the IEEE*, vol. 86, no. 11, pp. 2278-2324, 1998.
- [46] Y. LeCun *et al.*, "Handwritten digit recognition with a back-propagation network," in the *Advances in neural information processing systems*, 1990.
- [47] S. Ji, W. Xu, M. Yang, and K. Yu, "3D convolutional neural networks for human action recognition," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 35, no. 1, pp. 221-231, 2013.
- [48] P. Buysens and A. Elmoataz, "Réseaux de neurones convolutionnels multi-échelle pour la classification cellulaire," in the *RFIA 2016*, 2016.
- [49] H. Wu, D. Deng, X. Chen, G. Li, and D. Wang, "Localization and recognition of digit-writing hand gestures for smart TV systems," *JOURNAL OF INFORMATION & COMPUTATIONAL SCIENCE*, vol. 11, no. 3, pp. 845-857, 2014.
- [50] P. Njioua and E. Mephu Nguifo, "Treillis de Concepts et Classification Supervisée," *Technique et Science Informatiques*, vol. 24, no. 4, pp. 449-488, 2005.
- [51] (11/03/2017). *Datasheet ESP-12E* Available at: <https://www.kloppenborg.net/images/blog/esp8266/esp8266-esp12e-specs.pdf>
- [52] (02/03/2017). *Datasheet Mpu9250*. Available at: <https://www.invensense.com/wp-content/uploads/2015/02/PS-MPU-9250A-01-v1.1.pdf>
- [53] (02/03/2017). *Datasheet BMP280* Available at: <https://cdn-shop.adafruit.com/datasheets/BST-BMP280-DS001-1.1.pdf>

- [54] (11/02/2017). *Datasheet MCP738312*. Available at: https://cdn.sparkfun.com/assets/learn_tutorials/6/9/5/MCP738312.pdf
- [55] (11/02/2017). *Datasheet MCP1802*. Available at: <http://ww1.microchip.com/downloads/en/devicedoc/22053b.pdf>
- [56] *Datasheet ADS1115*. Available at: <https://cdn-shop.adafruit.com/datasheets/ads1115.pdf>
- [57] C. Tremblay-Savard, E. Dufresne, and M. J-D. Otis, "Semelles intelligentes ".
- [58] (04/05/2017). *Angles d'Euler*. Available at: Pickwick at French Wikipedia. [CC BY-SA 3.0 (<http://creativecommons.org/licenses/by-sa/3.0/>)]
- [59] (07/01/2018). *Cobot UR5 - bras de robotique collaborative d'Universal Robots*. Available at: <https://www.universal-robots.com/fr/produits/robot-ur5/>
- [60] M. Abadi *et al.*, "Tensorflow: a system for large-scale machine learning," in the *Proceedings of the 12th USENIX Symposium on Operating Systems Design and Implementation (OSDI)*, Savannah, GA, USA, 2016.
- [61] R. Girshick, "Fast R-CNN," in the *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2015.
- [62] (11/03/2017). *Datasheet ESP8266EX*. Available at: https://www.espressif.com/sites/default/files/documentation/0a-esp8266ex_datasheet_en.pdf

ANNEXES

Annexe 1 : Conception du circuit intégré

Contraintes sur la conception de circuit imprimé

Le circuit imprimé qui sera intégré dans une semelle de chaussure, doit répondre à tous les critères de sélections qui sont :

- Programmation en OTA (*Over the air*).
- Avoir au moins 4 entrées analogiques pour les 4 capteurs de forces.
- Fonctionnement à 3.3V.
- Basse consommation d'énergie.

De plus, d'autres critères se greffent pour la conception de ce dispositif :

- Rechargement sans fil
- Le plus petit possible (la taille idéale serait de 25*30mm maximum)
- Coûtant moins de 100\$

Choix des composants

Le tableau 15 présente une comparaison entre deux régulateurs de tensions.

Tableau 14. Comparaison entre les régulateurs pouvant être utilisés dans le circuit

		MCP1802	AP2112
Caractéristiques électriques	Tension d'alimentation (V)	Entre 2 et 10	Entre 2.5 et 6
	Tension de sortie (V)	0.9, 1.8, 2.5, 3, 3.3, 5 ou 6	1.2, 1.8, 2.5, 2.6, 3.3
	Consommation en courant électrique (μ A)	25	65
	Courant de sortie (mA)	300	600 (minimum)
	Précision de la tension de sortie	$\pm 2\%$ pour $V_R > 1.5V$ et ± 30 mV ($V_R \leq 1.5V$)	$\pm 1,5\%$
Température de fonctionnement ($^{\circ}$ C)		Entre -40 et 85	Entre -40 et 85
Taux de réjection de l'alimentation; PSRR		10 kHz 70 dB	100Hz -65dB, 1kHz -65dB















Caractéristiques physiques	Style de montage	Composant monté en surface SMD	Composant monté en surface SMD
Budget	Fournis par Digikey.ca (Dollar Canadien)	0.60029	0.14818

Choix effectué

À la suite de la comparaison des deux modules, l'AP2112 semble être le candidat offrant les meilleurs compromis. Tout d'abord, ce composant est capable de délivrer 600 mA sous ses 3.3V de sortie et cela convient bien à nos besoins. De plus, ce régulateur, de type LDO (Low Drop Out, faible chute de tension), ne consomme que 65 uA.

Liste des composants

La figure 42 liste les composants et leurs prix. Les prix sont exprimés en dollars canadien, hors taxe et correspondent à la valeur des composants commandés chez Digikey sur leur site internet. L'esp8266-12E a été changé dans la liste par un ESP8266-12S puisqu'il n'était pas en stock. Le cout total des composants est égal à 45.43\$ pour la fabrication d'un seul PCB.

Index	Quantity	Image	Part Number	Description	Customer Reference	Available Quantity	Backorder Quantity	Unit Price	Extended Price
<input checked="" type="checkbox"/> 1	1		MCP73831T-2AGI/OTCT-ND	IC CONTRLLR LI-ION 4.2V SOT23-5		1 Immediate	0	0.84000	\$0.84
<input checked="" type="checkbox"/> 2	1		A97800CT-ND	CONN RCPT MICRO USB B R/A SMD		1 Immediate	0	2.09000	\$2.09
<input checked="" type="checkbox"/> 3	2		P19751CT-ND	SWITCH TACTILE SPST-NO 0.02A 15V		2 Immediate	0	1.13000	\$2.26
<input checked="" type="checkbox"/> 4	5		587-1256-1-ND	CAP CER 10UF 6.3V X5R 0603		5 Immediate	0	0.22000	\$1.10
<input checked="" type="checkbox"/> 5	1		296-24934-1-ND	IC ADC 16-BIT 12C PROGBL 10-MSOP		1 Immediate	0	9.30000	\$9.30
<input checked="" type="checkbox"/> 6	1		1428-1019-1-ND	IMU ACCELGYRO/MAG I2C/SPI 24QFN		1 Immediate	0	15.19000	\$15.19
<input checked="" type="checkbox"/> 7	1		1276-2087-1-ND	CAP CER 4.7UF 6.3V X7R 0603		1 Immediate	0	0.13000	\$0.13
<input checked="" type="checkbox"/> 8	1		1528-1438-ND	ESP8266 SMT MODULE		1 Immediate	0	9.33000	\$9.33
<input checked="" type="checkbox"/> 9	1		L62505CT-ND	LED GREEN DIFFUSED 0805 SMD		1 Immediate	0	0.67000	\$0.67
<input checked="" type="checkbox"/> 10	2		1276-1946-1-ND	CAP CER 1UF 10V X7R 0603		2 Immediate	0	0.13000	\$0.26
<input checked="" type="checkbox"/> 11	2		311-10KGRCT-ND	RES SMD 1K OHM 5% 1/10W 0603		2 Immediate	0	0.14000	\$0.28
<input checked="" type="checkbox"/> 12	4		311-15KGRCT-ND	RES SMD 15K OHM 5% 1/10W 0603		4 Immediate	0	0.14000	\$0.56
<input checked="" type="checkbox"/> 13	7		311-10KGRCT-ND	RES SMD 10K OHM 5% 1/10W 0603		7 Immediate	0	0.14000	\$0.98
<input checked="" type="checkbox"/> 14	7		311-1343-1-ND	CAP CER 0.1UF 50V Y5V 0603		7 Immediate	0	0.13000	\$0.91
<input checked="" type="checkbox"/> 15	1		311-255KHRCCT-ND	RES SMD 255K OHM 1% 1/10W 0603		1 Immediate	0	0.14000	\$0.14





										
<input checked="" type="checkbox"/>	16	<input type="text" value="1"/>		311-100KHRC-T-ND	RES SMD 100K OHM 1% 1/10W 0603	<input type="text" value=""/>	1 Immediate	0	0.14000	\$0.14
<input checked="" type="checkbox"/>	17	<input type="text" value="1"/>		AP2112K-3.3TRG1DICT-ND	IC REG LINEAR 3.3V 600MA SOT25	<input type="text" value=""/>	1 Immediate	0	0.71000	\$0.71
<input checked="" type="checkbox"/>	18	<input type="text" value="1"/>		MBR120VLSFT3GQSC-T-ND	DIODE SCHOTTKY 20V 1A SOD123FL	<input type="text" value=""/>	1 Immediate	0	0.54000	\$0.54
									Subtotal	\$45.43
									Shipping	\$8.00

Figure 42. Liste des composants et leur prix
Lien carthshare : <http://www.digikey.ca/short/qtrbzn>

Consommation électrique du circuit

Le circuit peut être alimenté via USB ou à l'aide d'une batterie Lithium Polymère rechargeable. La batterie est une cellule de lithium polymère unique avec une tension de sortie de 3,7 V et une tension de charge de 4,2 V. Elle a une capacité maximale de 400mAh et un taux de décharge de 20 C.

Un port USB Type B a été implémenté pour charger la batterie ou alimenter le circuit en lui connectant, par exemple, à un port d'ordinateur. La batterie est rechargée par un circuit intégré MCP73831T-2ACI.

Nous avons utilisé l'AP2112 comme régulateur de tension. Il fournit 600 mA comme courant de sortie maximum et tension de sortie 3.3V.

La consommation électrique des composants du circuit est présentée dans le tableau 16.

Tableau 15. Consommation électrique des composants

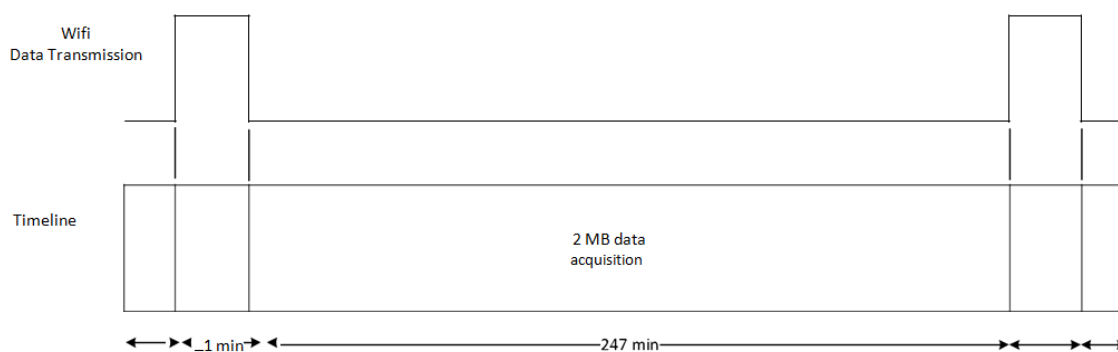
Composant	Mode	Consommation électrique
Esp8266-12E	TX802.11b, POUT=17dBm	170 mA
	TX802.11g, POUT=15dBm	140 mA
	TX802.11n, POUT=13dBm	120 mA
	RX802.11b, 1024 bits packet length, -80 dBm	50 mA
	RX802.11g, 1024 bits packet length, -70 dBm	56 mA
	RX802.11g, 1024 bits packet	56 mA

	length, -65 dBm	
	Modem sleep	15 μ A
	Light sleep	0.9 μ A
	Deep sleep	10 μ A
Mpu9250	9-axis (no DMP), 1 kHz gyro ODR, 4 kHz accel ODR, 8 Hz mag. repetition rate	3.7 mA
	6-axis (accel + gyro, no DMP), 1 kHz gyro ODR, 4 kHz accel ODR	3.4 mA
	3-axis Gyroscope seul(no DMP), 1 kHz ODR	3.2 mA
	6-axis (accel + magnetometer, no DMP), 4 kHz accel ODR, mag. repetition rate = 8 Hz	730 μ A
	3-Axis Accelerometer, 4kHz ODR (no DMP)	450 μ A
	3-axis Magnetometer only (no DMP), 8 Hz repetition rate	280 μ A
BMP280	2.7 μ A	
ADS1115	150 μ A	
MCP73831	510 μ A (Pendant la charge) 53 μ A (Chargement complété)	
AP2112K-3.3	65 μ A	

Durée de vie de la batterie

Le module wifi est le composant le plus gourmand en consommation électrique. Sa consommation électrique a été considérée à un mode de fonctionnement normale sans mode veille pour estimer la durée de vie de la batterie.

Scénario. Fonctionnement normal du module Wifi ; pas de mode veille



Données [62]

- Le courant consommé lors de l'émission par Wifi = 170 mA.
- Courant sélectionné pendant l'activation = 50 mA.
- Capacité de la batterie = 400mAh (modèle que nous avons choisi)

Calculs de consommation électrique

- Charges consommées en 247 min = $247 * 50 + 1 * 170 = 12520 \text{ mA.min} = 209 \text{ mA.h}$
- Temps de déchargement de la batterie = $(400 \text{ mA.h} / 209 \text{ mA.h}) * 247 \text{ min} = 472.72 \text{ min} = 7.88 \text{ h}$

Annexe 2 : Calculs statistiques

Des résultats de calculs statistiques réalisés sur les données du geste 1 sont représentés dans le tableau 17.

Tableau 16. Calculs statistiques pour le geste 1 : Ecrasement d'une cigarette avec l'avant-pied

	Moyenne	Ecart type	Skewness	Kurtosis	Variance	Rms
Ax	0.5236	0.2257	0.2956	3.4198	0.0509	0.5684
Ay	0.4722	0.1968	0.9492	5.6544	0.0387	0.51
Az	0.4220	0.3059	0.6900	2.3533	0.0936	0.5176
Gx	0.3036	0.1815	2.4398	10.3949	0.0329	0.3519
Gy	0.7944	0.1839	-3.3434	15.2601	0.0338	0.8146
Gz	0.7853	0.1803	-3.4398	15.8081	0.0325	0.8249
fhaut	0.8554	0.3007	-2.1190	6.0063	0.0904	0.9047
ftalon	0.0797	0.2750	3.0965	10.5890	0.0756	0.2810
P	0.5122	0.3733	0.0830	1.5407	0.1394	0.6249
Y	0.3851	0.3081	0.5472	1.4243	0.1382	0.6659
R	0.5575	0.3717	-0.2943	2.7531	0.0949	0.4893
Q1	0.5483	0.3293	0.0143	2.0764	0.1085	0.6362
Q2	0.4788	0.3753	0.0878	1.3915	0.1408	0.6037
Q3	0.0808	0.2767	3.0965	10.5890	0.0756	0.2829
Q4	0.9068	0.2808	-2.8571	9.4805	0.0788	0.9476

Des résultats de calculs statistiques réalisés sur les données du geste 2 sont représentés dans le tableau 18.

Tableau 17. Calculs statistiques pour le geste 2 : Ecrasement d'une cigarette avec le talon

	Moyenne	Ecart type	Skewness	Kurtosis	Variance	Rms
Ax	0.5813	0.2928	-0.3227	2.6209	0.0857	0.683
Ay	0.3776	0.3023	0.8386	2.4723	0.0914	0.4799
Az	0.3219	0.2289	1.0686	4.2772	0.0524	0.3924
Gx	0.2589	0.1958	2.1347	9.3972	0.0383	0.3223
Gy	0.2608	0.1945	2.0645	9.4623	0.0378	0.3230
Gz	0.7455	0.1811	-2.7329	12.8102	0.0328	0.7663
fhaut	0.0401	0.2	4.6948	23.0412	0.04	0.2
ftalon	0.8414	0.3710	-1.8551	4.4419	0.1376	0.9165
P	0.5887	0.3	-0.4192	3.3130	0.09	0.6580
Y	0.4723	0.2824	0.0177	2.2480	0.0609	0.6201
R	0.5709	0.2469	-0.8181	2.1669	0.0798	0.5474
Q1	0.3527	0.2629	1.1458	3.4903	0.0691	0.4367
Q2	0.6341	0.2499	-1.2443	3.7843	0.0625	0.6797
Q3	0.8338	0.3714	-1.8545	4.4398	0.1380	0.9098
Q4	0	0	0	0	0	0

Le tableau 19 présente des résultats de calculs statistiques réalisés sur les données du geste 3.

Tableau 18. Calculs statistiques pour le geste 3 : Tapotement avec l'avant-pied

	Moyenne	Ecart type	Skewness	Kurtosis	Variance	Rms
Ax	0.6007	0.268	-0.3925	3.1710	0.0718	0.6556
Ay	0.7969	0.1836	-3.1448	15.5088	0.0337	0.8169
Az	0.8501	0.2269	-2.9058	10.4016	0.0515	0.8787
Gx	0.4484	0.1524	0.9766	10.7596	0.0232	0.4726
Gy	0.7409	0.1825	-2.7497	12.2245	0.0333	0.7621
Gz	0.3644	0.1779	1.3724	8.2605	0.0317	0.404
fhaut	0.2436	0.2983	1.3376	3.9663	0.089	0.3805
ftalon	0.96	0.2	-4.6949	23.0417	0.04	0.9798
P	0.2133	0.3002	1.1769	10.3105	0.0901	0.3633
Y	0.2101	0.3085	1.1949	3.1071	0.0448	0.8479
R	0.8221	0.2117	-2.6258	3.0551	0.0951	0.3681
Q1	0.7933	0.3128	-1.1495	2.9966	0.0979	0.8505
Q2	0.72	0.4583	-0.98	1.9603	0.21	0.8485
Q3	0.955	0.1991	-4.687	22.9940	0.396	0.9747
Q4	0.1002	0.2078	3.5077	15.4408	0.0432	0.2269

Le tableau 20 présente des résultats de calculs statistiques réalisés sur les données du geste 4.

Tableau 19. Calculs statistiques pour le geste 4 : Tapotement avec le talon

	Moyenne	Ecart type	Skewness	Kurtosis	Variance	Rms
Ax	0.4555	0.1984	0.2436	4.8917	0.0394	0.4952
Ay	0.5377	0.1476	-0.7542	11.8258	0.0218	0.5569
Az	0.4047	0.1798	1.4818	7.5833	0.323	0.4414
Gx	0.5711	0.1606	-1.1504	9.3803	0.0258	0.5923
Gy	0.4569	0.1939	0.4555	5.0167	0.0376	0.4948
Gz	0.5754	0.1671	-1.13	8.2969	0.0279	0.5982
fhaut	0.8283	0.3401	-1.6144	3.8704	0.1156	0.8928
ftalon	0.2823	0.4342	0.9583	2.0526	0.1885	0.5106
P	0.5437	0.4295	-0.3694	1.2873	0.1844	0.6875
Y	0.5188	0.4120	-0.1086	1.2117	0.1585	0.6462
R	0.5152	0.3982	-0.3323	1.2825	0.1697	0.6473
Q1	0.5552	0.4428	-0.3791	1.2015	0.1960	0.7046
Q2	0.5333	0.4025	0.2318	1.2218	0.1620	0.6633
Q3	0.2757	0.4476	0.9867	1.9854	0.2003	0.5180
Q4	0.7622	0.3460	-1.3276	3.0131	0.1197	0.8342

Des résultats de calculs statistiques réalisés sur les données du geste 5 sont représentés dans le tableau 21.

Tableau 20. Calculs statistiques pour le geste 5 : Coup du pied vers le haut

	Moyenne	Ecart type	Skewnes s	Kurtosis	Variance	Rms
Ax	0.4511	0.1617	0.6565	8.5632	0.0262	0.4781
Ay	0.7425	0.3243	-0.9959	2.7102	0.1051	0.8076
Az	0.2955	0.2434	1.6641	4.9399	0.0591	0.3797
Gx	0.3991	0.1835	0.5503	7.1240	0.0337	0.4378
Gy	0.6340	0.1754	-1.6204	8.5833	0.0308	0.6569
Gz	0.5146	0.1998	-0.3216	4.6734	0.0399	0.5506
fhaut	0.5377	0.4195	0.1334	1.1537	0.1760	0.6768
ftalon	0.3884	0.4778	0.4723	1.2955	0.2283	0.6083
P	0.4828	0.27744	0.2401	3.16	0.0753	0.5526
Y	0.4721	0.3424	0.5270	2.5107	0.0565	0.5265
R	0.4722	0.2377	0.1030	1.7702	0.1172	0.5792
Q1	0.5086	0.3344	-0.399	1.8574	0.1118	0.6050
Q2	0.3687	0.3807	0.7847	1.6981	0.1449	0.5245
Q3	0.4116	0.4847	0.3388	1.1635	0.2350	0.6285
Q4	0.4344	0.4802	0.2194	1.098	0.2305	0.6403